

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN OUTAOUAIS

**ÉTUDE DES DYNAMIQUES SUR LE MARCHÉ DE
LA CRYPTOMONNAIE**

MÉMOIRE DE MAÎTRISE
PRÉSENTÉ À
MANEL KAMMOUN, PhD.

COMME EXIGENCE DE LA MAÎTRISE EN ÉCONOMIE FINANCIÈRE
PAR

NIAGNE LASME

Juin 2025

Résumé

Ce mémoire étudie les dynamiques sur le marché de la cryptomonnaie. Plus précisément, nous analysons l'impact de la crise de 2022 sur le marché à travers deux axes d'étude : les relations entre les séries des cryptomonnaies et l'impact du sentiment des investisseurs sur la volatilité desdites séries. Les cryptomonnaies étudiées sont le « bitcoin »; l'« ethereum »; le « ripple »; le « cardano »; le « dogecoin »; le « binancecoin » et le « litecoin ».

Afin de mener à bien cet objectif, nous procédons dans un premier temps à une introduction, à la mise en contexte du sujet et à la revue de la littérature. En second lieu, nous traitons les problématiques à travers une analyse des relations de causalité et de cointégration entre les séries des cryptomonnaies et à l'aide d'une modélisation « TGARCH » de la volatilité de celle-ci en considérant l'indice du sentiment des investisseurs « CGFI ».

Nos résultats suggèrent que dans un premier temps les relations entre les cryptomonnaies sont sujettes à changement en fonction de la période considérée. Nous constatons aussi qu'en fonction de la période considérée, le sentiment des investisseurs a un effet différent sur la volatilité des cryptomonnaies. Avant la crise, les coefficients du sentiment des investisseurs « CFGI » sont pour la plupart négatifs à l'exception de celui du « Ripple » et significatifs au seuil de 5%. Durant la crise, nous constatons que les coefficients sont majoritairement positifs à l'exception du « Dogecoin » et du « Ripple ». Ils sont tous significatifs au seuil de 5%. Après la crise, nous observons des résultats plus mitigés. Les coefficients du sentiment des investisseurs sont significatifs au seuil de 5% et positif pour le « Cardano », le « Binancecoin » et le « Litecoin ». Il est significatif au seuil de 5% et négatif pour le « Bitcoin », le « Ripple » et l'« Ethereum ». Enfin qu'il est non significatif et positif pour le « Dogecoin ».

Remerciements

L'aboutissement de ce travail de recherche représente une étape importante de mon parcours académique, ainsi j'aimerais exprimer mes remerciements les plus sincères à toutes les personnes ayant contribué à son accomplissement.

Je voudrais tout d'abord adresser ma gratitude à ma directrice de recherche, madame MANEL KAMMOUN, sans qui ce projet n'aurait pu aboutir. Pour son accompagnement constant, ses conseils avisés, sa disponibilité et sa patience qui ont transformé ce processus de recherche en une expérience d'apprentissage riche et stimulante, je voudrais lui exprimer mon infinie gratitude.

Ma reconnaissance va également à l'ensemble du corps professoral de la faculté des sciences administratives, j'ai eu le privilège de bénéficier de leur savoir et de leur professionnalisme, bien des qualités qui ont contribué à la réussite de mon projet de recherche.

À ma famille, père, mère, frère et sœurs, à mes proches et amis, je ne saurais trop les remercier pour leur soutien sans faille et leurs encouragements qui ont été une véritable source de motivation.

Enfin, merci aux membres du jury pour le temps et l'attention consacrés à l'évaluation de ce mémoire.

Tables des matières

Résumé.....	i
Remerciements.....	ii
Tables des matières.....	iii
Listes des figures.....	v
1 Introduction.....	1
1.1 Organisation du texte.....	5
2 Mise en contexte.....	5
2.1 Le concept et fonctionnement de blockchain.....	5
2.2 Vue d'ensemble du phénomène de la cryptomonnaie.....	8
2.2.1 L'avant 2008.....	8
2.2.2 Écosystème des cryptomonnaies : « Bitcoin » et « Altcoins ».....	9
2.2.3 Vue d'ensemble du marché de la cryptomonnaie.....	12
2.2.3.1 Les périodes de crise du marché de la cryptomonnaie.....	13
3 Revue de littérature.....	15
3.1 Bulles spéculatives et comportements collectifs.....	15
3.2 Sentiment des investisseurs et marché des cryptomonnaies.....	17
3.3 Dynamiques entre les cryptomonnaies : cointégration et causalité de Granger	21
4 Questions de recherche et hypothèses testées.....	23
5 Méthodologie.....	25
5.1.1 Causalité au sens de granger.....	25
5.1.2 Analyse de cointégration.....	26
5.1.3 Le modèle T-GARCH avec implémentation du sentiment des investisseurs	27

6	Données et statistiques descriptives.....	28
6.1	Données.....	28
6.2	Statistiques descriptives.....	29
6.3	Test de racine unitaire.....	34
6.4	Vérification de l'existence d'effets ARCH.....	36
6.4.1	Estimation des équations de la moyenne (ARMA).....	36
6.4.2	Tests d'hétéroscédasticité.....	38
7	Résultats.....	40
7.1	Causalité de Granger.....	40
7.2	Cointégration.....	43
7.3	Volatilité et sentiment des investisseurs.....	46
8	Conclusion.....	49
9	Références.....	52

Listes des figures

Figure 1: Représentation schématique d'une blockchain.....	6
Figure 2 : Capitalisation globale du marché	13
Figure 3 : Capitalisation globale de marché et des sept cryptomonnaies étudiées.	32
Figure 4 : Séries temporelles des prix en logarithme.....	33
Figure 5: Indice du sentiment des investisseurs.....	34

Liste des Tableaux

Tableau 1 : Sommaire des statistiques descriptives	30
Tableau 1 : Sommaire des statistiques descriptives (suite)	31
Tableau 2 : Tests de stationnarité	35
Tableau 2 : Tests de stationnarité (suite)	36
Tableau 3: Modélisation ARMA	37
Tableau 3: Modélisation ARMA (suite)	38
Tableau 4: Tests d'hétéroscédasticité	39
Tableau 4: Tests d'hétéroscédasticité (suite).....	40
Tableau 5: Test de causalité avant la crise.....	41
Tableau 5: Test de causalité avant la crise (suite)	42
Tableau 8: Test de cointégration avant la crise.....	44
Tableau 8: Test de cointégration avant la crise (suite)	45
Tableau 9: Estimation des coefficients de l'indice de sentiment	46
Tableau 9: Estimation des coefficients de l'indice de sentiment (suite).....	47

1 Introduction

Selon l'autorité bancaire européenne, une monnaie virtuelle se définit comme étant une représentation numérique de la valeur qui n'est ni émise par une banque centrale ou une autorité publique, ni nécessairement liée à une monnaie fiduciaire conventionnelle, mais qui est acceptée par des personnes physiques ou morales comme moyen d'échange et peut être transférée, stockée ou échangée électroniquement.¹ Ainsi, une cryptomonnaie se définit comme une monnaie numérique ou virtuelle conçue pour servir de moyen d'échange. (Buford et al., 2009).

Le marché des cryptomonnaies connaît une croissance fulgurante. En effet, selon les données rapportées par « Coinmarketcap »², la capitalisation globale du marché des cryptomonnaies passe de 1.5 milliards USD en 2013 à 3000 milliards USD en novembre 2021. Entre 2013 et 2021, le volume de transaction journalier passe de 38 millions USD à 250 milliards USD. En fin d'année 2022, le nombre de détenteurs de cryptomonnaies s'élevait à 402 millions de personnes³. Le marché se caractérise aussi par une volatilité très élevée, en effet celle-ci est environ de 10 fois supérieures à la volatilité des principaux taux de change (dollar américain par rapport à l'euro et au yen) (Baur et Dimpfl, 2021). À l'instar du marché des actifs traditionnels, le marché des cryptomonnaies expérimente des crises majeures dont la dernière est le « crypto winter »⁴ de 2022. Ces crises façonnent les dynamiques et la structure de celui-ci (Ho et al., 2020).

Plusieurs études (Bouri et al., 2019; Agosto et Cafferata, 2020; Anamika et al., 2023; Kim et al., 2021; Schinckus et al., 2021; Keilbar et Zhang, 2021, Gurdgiev et O'Loughlin, 2020; Wołk, 2020; Mohsin et al., 2021; Sebastião et Godinho, 2021; Ho et al., 2020;

¹ Définition proposée par l'autorité bancaire européenne dans son rapport intitulé « EBA opinion on Virtual currencies » publié le 04 Juillet 2014. Voir lien suivant :

<https://extranet.eba.europa.eu/sites/default/documents/files/documents/10180/657547/81409b94-4222-45d7-ba3b-7deb5863ab57/EBA-Op-2014-08%20Opinion%20on%20Virtual%20Currencies.pdf?retry=1>

² « Coinmarketcap » est le site le plus référencé au monde dans le suivi des prix des cryptoactifs. Il est largement reconnu comme une source fiable dans la littérature.

³ Crypto.com 2022-year review and 2023 year ahead, décembre 2022, page 33. Voir le lien suivant: <https://content-hub-static.crypto.com/wp-content/uploads/2022/12/Public-2022-Year-Review-2023-Year-Ahead-1.pdf>

⁴ « Crypto Winter » est une expression désignant une période prolongée de faiblesse des prix sur le marché de la cryptomonnaie. Il se caractérise par une période apparemment longue de léthargie à l'égard des cryptomonnaies. (Chohan, 2022)

Smales, 2022; Kyriazis et al., 2023) documentent les dynamiques sur le marché de la cryptomonnaie. Bouri et al. (2019) mettent en évidence l'existence de la co-explosivité entre différentes cryptomonnaies. Plus précisément, ils montrent que la probabilité de périodes explosives dans une cryptomonnaie dépend généralement de la présence d'explosivité dans d'autres cryptomonnaies.

Agosto et Cafferata (2020) trouvent que la dynamique des prix entre les cryptomonnaies est grandement interdépendante, et cela malgré le fait que la corrélation ne soit pas toujours positive et n'augmente pas toujours pendant les périodes de bulle. Anamika et al. (2023) analysent l'aspect comportemental de cette interdépendance, démontrant que le sentiment du « Bitcoin » influence significativement le rendement d'autres cryptomonnaies comme l'« Ethereum », le « Ripple », le « Litecoin », et le « Bitcoin cash ».

Kim et al. (2021) étudient l'existence de relation causale entre huit cryptomonnaies dominantes en termes de capitalisation boursière sur une période allant du 23 juillet 2017 au 26 novembre 2019. En effectuant des tests de non-causalité de Granger par quantile, ils mettent en évidence un nombre de causalité bidirectionnelles entre les cryptomonnaies étudiées. Toutefois, ils constatent que les cryptomonnaies qui ont des parts de marché importantes comme le « Bitcoin » et « Ethereum » n'ont pas de relations.

Schinckus et al. (2021) démontrent, via une analyse de réseaux, l'existence d'une densification des interconnexions entre les monnaies virtuelles, ce qui indique qu'un changement dans une seule monnaie influencera probablement de nombreuses autres monnaies. Keilbar et Zhang (2021) testent la cointégration via l'approche de Onatski et Wang (2018) des 10 cryptomonnaies les plus importantes en termes de capitalisation de marché sur un échantillon du 25 juillet 2017 au 25 février 2020. Ils trouvent que celles-ci sont effectivement cointégrées de rang quatre et que toutes les cryptomonnaies sont significativement affectées par des tendances stochastiques à long terme.

Wołk (2020) utilise les tendances « Twitter » et « Google » pour prévoir les prix à court terme des principales cryptomonnaies. Il privilégie le modèle linéaire des moindres carrés ordinaires ainsi que le modèle Bayésien de régression. Ils trouvent que les attitudes psychologiques et comportementales des individus ont un impact significatif sur les prix hautement spéculatifs des cryptomonnaies. Cependant, il est difficile de prédire les prix des cryptomonnaies en raison des nombreux autres facteurs influant ceux-ci.

Mohsin et al. (2021) mesurent la relation entre les sentiments des investisseurs et les rendements du « bitcoin ». Ils utilisent les données hebdomadaires de prix du « bitcoin » entre janvier 2015 et décembre 2018. À l'aide d'un modèle de régression, ils montrent que le coefficient de l'indice de sentiment est positivement significatif au niveau de 5%.

Gurdgiev et O'Loughlin (2020) étudient l'impact des facteurs comportementaux des investisseurs sur les dynamiques de prix des cryptomonnaies. La période d'étude s'étend de janvier 2017 à avril 2019. Les résultats montrent que le sentiment des investisseurs peut prédire la direction du prix des cryptomonnaies, ce qui indique un impact direct des biais de groupe.

Sebastião et Godinho (2021) examinent la prévisibilité du « bitcoin », « ethereum » et « litecoin » ainsi que la rentabilité des stratégies de négociations pour la période allant de août 2015 à mars 2019. Ils procèdent en utilisant des modèles de « machine learning ». Ils concluent que cette méthode fournit des techniques robustes pour explorer la prévisibilité des cryptomonnaies et pour concevoir des stratégies de négociation rentables sur ces marchés, même dans des conditions de marché défavorables.

Ho et al. (2020) analysent l'évolution dynamique et les caractéristiques du marché des cryptomonnaies en utilisant l'historique des prix de clôture quotidiens des 120 principales cryptomonnaies entre 2013 et 2020. Ils trouvent que la corrélation globale des rendements entre les cryptomonnaies est faible entre 2013 et 2016 mais celle-ci tend à se renforcer par la suite. Les cryptomonnaies qui sont principalement utilisées pour le paiement des transactions, notamment le « bitcoin », sont influentes jusqu'à la mi-2016. Cette influence diminue avec l'arrivée de l'« ethereum ». Ils notent qu'au cours de la crise de la « COVID-19 », le « binancecoin » remplace momentanément l'« ethereum » en raison d'un engagement plus prononcé de sa communauté.

Katsiampa et al. (2022) analysent les co-mouvements et les corrélations entre le « bitcoin » et trente-et-une cryptomonnaies majeures. Ils utilisent des données de prix à haute fréquence de janvier 2019 à décembre 2020. Leurs résultats montrent le rôle influant du « bitcoin » et relèvent que les nouvelles cryptomonnaies plus sophistiquées se sont montrées plus attrayantes auprès des investisseurs pendant la crise de la « COVID-19 ».

Kyriazis et al. (2023) étudient les effets de plusieurs mesures de sentiment basées sur « Twitter » sur les cryptomonnaies pendant la pandémie de « COVID-19 ». Leurs résultats

suggèrent que les mesures de sentiment dérivé de « Twitter » influencent de manière non linéairement chaque cryptomonnaie examinée. Toutefois, les cryptomonnaies dont les valeurs sont les plus faibles ne sont pas affectées par le sentiment des investisseurs.

Smales (2022) examine la relation entre l'attention des investisseurs et les dynamiques du marché des cryptomonnaies. La période d'échantillonnage commence en janvier 2014 et se termine en juin 2021. Afin de capturer le sentiment des investisseurs, il utilise le volume de recherche de « Google ». Il constate que l'attention accrue des investisseurs est associée à des rendements plus élevés, à une plus grande volatilité et à une plus grande illiquidité sur les marchés des cryptomonnaies.

Malgré la contribution des études mentionnées précédemment, elles n'incluent pas une période critique du marché des cryptomonnaies : la crise de 2022. En effet, à la suite d'une série de faillites enregistrée par d'importants acteurs du marché de la cryptomonnaie notamment FTX; Voyager Digital; Celsius Network et 3AC, le marché enregistre une chute de 2000 milliards USD⁵ en valeur. Elle est considérée comme la plus importante baisse jamais enregistrée à ce jour⁶. Ainsi il est judicieux de s'interroger sur les possibles implications d'une telle crise.

Le présent mémoire contribue à la littérature en étudiant dans un premier temps l'impact de la récente crise de 2022 sur relations entre les séries des cryptomonnaies et dans un second temps l'effet de la crise sur la relation entre le sentiment des investisseurs et la volatilité des cryptomonnaies étudiées. Les résultats obtenus peuvent permettre aux investisseurs de prendre des décisions plus avisées. Il s'articule autour des questions de recherches suivantes :

Quel est l'impact de la crise de 2022 sur les relations entre les séries de prix des cryptomonnaies ?

Quel est l'impact de la crise de 2022 sur la relation entre le sentiment des investisseurs et la volatilité des cryptomonnaies ?

⁵ Voir Damian Fantato, Crypto and Digital Assets Summit, FINANCIAL TIMES EVENTS (Nov. 28, 2022). Voir lien suivant : <https://www.ftadviser.com/events-awards/2022/11/28/crypto-digital-assets-summit>.

⁶ Analyse rapportée par Glassnode Insight voir : Glassnode and Coinmarketcap: On-Chain Analytics Issue One — July 2022. Voir lien suivant : <https://s3.coinmarketcap.com/uploads/CMC-Glassnode-On-Chain-Analytics-Issue-One.pdf>

1.1 Organisation du texte

Le mémoire s'organise comme suit, après avoir introduit le sujet de la recherche, le deuxième chapitre constitue une mise en contexte du phénomène de la cryptomonnaie. Le troisième chapitre présente la revue de la littérature. Le quatrième chapitre établit le cadre d'étude en énonçant les questions de la recherche et les hypothèses à tester. Le cinquième et le sixième chapitre portent respectivement sur les données et la méthodologie utilisées dans le mémoire. Le septième chapitre présente les résultats afin de valider ou rejeter les hypothèses précédemment énoncées. Finalement, le huitième chapitre conclut le mémoire.

2 Mise en contexte

2.1 Le concept et fonctionnement de blockchain

La technologie sous-jacente à la cryptomonnaie est la blockchain. À l'origine, le terme blockchain ou chaîne de blocs est une expression provenant du milieu des sciences informatiques qui désigne la manière de structurer et de partager des données. Les cryptomonnaies sont l'usage le plus répandu de cette technologie car elles conjuguent la pertinence d'utilisation et la maturité technologique suffisante⁷. L'application effective de la technologie de la blockchain dans le cadre d'une monnaie électronique se fait le 31 octobre 2008 (Nakamoto, 2008). Par la suite, elle fait l'objet d'améliorations telles que l'implémentation des « smart contracts » par Buterin (2014). Les « smart contracts » sont des programmes informatiques autonomes et autogérés qui s'exécutent automatiquement sur la base de clauses de contrats définis au préalable entre deux parties. Ils sont impossibles à pirater ou à falsifier (Mukherjee et Pradhan, 2021). Ils permettent l'émergence de la plateforme « Ethereum » en 2015 et de sa cryptomonnaie Éther qui est désormais la seconde cryptomonnaie par sa capitalisation de marché.

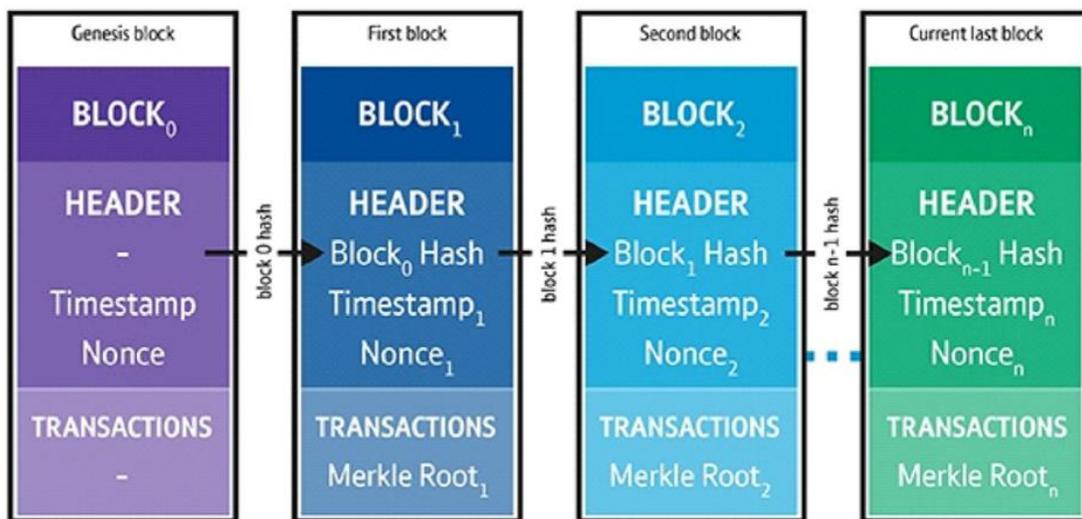
Une blockchain est une base de données simultanément enregistrée sur un réseau de plusieurs nœuds. Le terme « nœud » désigne l'utilisateur ou le participant qui fait partie de la plateforme Blockchain (Shamsi et al., 2021). Ils constituent les éléments de base de

⁷ Rapport n° 584 de l'OPECST (2017-2018) sur les enjeux technologiques des blockchains (chaîne de blocs) par FAURE-MUNTIAN et al. (2018), page 9. Voir le lien suivant : <https://www.senat.fr/rap/r17-584/r17-5841.pdf>

l'infrastructure de la blockchain. Autrement dit, les nœuds stockent les données nécessaires au fonctionnement de la blockchain et ont pour but de maintenir la communication les uns avec les autres. Chaque nœud stocke une copie de l'entièreté de la base de données, ainsi ils partagent tous la même information et sont capables de la vérifier.

Les blocs sont les conteneurs de base de l'information dans une blockchain. Structuellement, la composition d'un bloc est la suivante : l'entête du bloc et le corps du bloc. L'entête du bloc est composé de l'ensemble des métadonnées lié audit bloc. Il s'agit ici de la version actuelle du bloc, de son nonce, de l'horodatage du bloc, du hachage du bloc précédent et du hachage propre au bloc ou racine de « Merkle ». L'arbre de « Merkle » est un hachage de toutes les données contenues dans le bloc (Sheth et Dattani, 2019).

Figure 1: Représentation schématique d'une blockchain



Note : La figure ci-dessus présente l'architecture d'une blockchain. Elle est extraite du Blockchain Council Study Guide 2020, page : 2. Voir lien suivant : <https://www.blockchain-council.org/wp-content/uploads/2020/02/Blockchain-For-Beginners-Study-Guide-1.pdf>

Le hachage est l'une des raisons majeures de la sécurité de la blockchain. Il se définit comme est le processus par lequel une entrée de nombres entiers et de chaînes simples est convertie en une sortie cryptée et indéchiffrable à l'aide d'algorithmes mathématiques complexes (Shamsi et al., 2021). En cryptant les données d'un bloc et en incorporant le hachage de celui-ci au bloc suivant, il est possible de créer une chaîne relativement

sécuritaire de blocs. En effet, modifier l'information contenue dans un bloc fausse l'ensemble des blocs le succédant, rendant ainsi la chaîne invalide. Cependant le hachage n'est pas infaillible car il est possible, à condition de posséder la puissance de calcul nécessaire, de contourner cette sécurité. À l'aide d'un ordinateur assez puissant, il est possible de falsifier les données d'un bloc, modifiant ainsi son hachage, mais d'être en mesure de calculer avec exactitude tous les changements de hachage des blocs suivants. C'est dans le but de contrecarrer cette faille qu'intervient la notion de consensus.

Le mécanisme de consensus peut préserver la sécurité s'il garantit que tous les nœuds contribueront à un résultat identique, cohérent et valide (Lashkari et Musilek, 2021). En effet, la blockchain nécessite l'intégration d'un mécanisme pour garantir l'authenticité des données. Les participants doivent se mettre d'accord sur un consensus. Ce consensus garantit également qu'un ensemble identique et actualisé de copies de la base de données est distribué parmi tous les nœuds. L'avantage du consensus est qu'il assure la sécurité, la confidentialité et la transparence du réseau. Concrètement, le consensus permet de pallier la faille du hachage à travers les algorithmes « proof-of-work », « proof-of-stake », etc (Lashkari et Musilek, 2021). En effet, afin de pouvoir falsifier avec succès un bloc sur l'ensemble de la base de données distribuée, le mineur malveillant devra surmonter plusieurs obstacles. Tout d'abord celui-ci devra se soumettre à la preuve de travail sur l'ensemble des blocs qui auront vu leur hachage modifié par l'ajout de l'information erronée, ce qui s'avère fastidieux. Ensuite, la blockchain étant un registre distribué, celui-ci doit avoir la capacité de posséder la majorité des nœuds du réseau de la blockchain afin de modifier celle-ci avec succès.

L'action de miner intervient principalement dans les blockchains servant de base de données aux cryptomonnaies. Celle-ci fait référence au processus d'ajout de transactions dans le registre public distribué. Ce processus facilite l'échange sécurisé d'actifs sur le réseau. Les mineurs sont des nœuds ayant la capacité de miner (Shamsi et al., 2021). Le mineur résout la preuve de travail que requiert la création d'un bloc valide. Il diffuse ensuite le bloc sur le réseau à des fins de vérifications. Il revient alors à l'ensemble des nœuds de décider de l'intégration du bloc à la chaîne par le biais d'un vote.

2.2 Vue d'ensemble du phénomène de la cryptomonnaie

2.2.1 L'avant 2008

La création du « bitcoin » en 2008 est souvent considérée comme la genèse du phénomène des cryptomonnaies, cependant plusieurs tentatives de monnaies digitales précèdent celle-ci. Ces monnaies digitales ne partagent pas nécessairement les mêmes objectifs que le « bitcoin » mais elles ont chacune à leur manière inspiré sa création. Nous distinguons principalement « eCash », « E-Gold », « B-money » et « Bit gold ».

« eCash » est un système de paiement utilisant une monnaie électronique cryptographique anonyme. L'objectif est d'introduire une monnaie symbolique pouvant être échangée entre individus dans la plus grande confidentialité, ce qui présente des similitudes avec les cryptomonnaies actuelles. Les « signatures à l'aveugle » permettent de crypter les informations transférées entre les personnes (Chaum et al., 1990).

« E-Gold » est une monnaie digitale privée dont le système est soutenu par des réserves d'or. « E-Gold » permet un système alternatif de paiement en ligne capable d'effectuer des transferts de valeur rapides et sans frontières. Il fonctionne comme un système financier parallèle construit entièrement sans la reconnaissance et le contrôle des autorités de régulation (Mullan et Mullan, 2016).

« B-money » est une monnaie numérique qui se base sur *"un système permettant à un groupe de pseudonymes numériques intraçables de se payer les uns les autres avec de l'argent et d'exécuter des contrats entre eux sans aide extérieure"*⁸. « B-money » partage un bon nombre de caractéristiques spécifiques communes aux cryptomonnaies.

« Bit gold » est une monnaie digitale coûteuse à falsifier et qui ne dépend pas d'un tiers de confiance. Elle vise à imiter les propriétés de l'or physique. Le « Bit gold » exige une preuve de travail et les détails des transactions doivent être enregistrés dans un registre collectif composé de plusieurs nœuds (Szabo, 2005).

⁸ Voir lien du livre blanc : <http://www.weidai.com/bmoney.txt>

2.2.2 Écosystème des cryptomonnaies : « Bitcoin » et « Altcoins »

Le « Bitcoin » est introduit en octobre 2008 (Nakamoto, 2008). Il met en œuvre de façon cohérente et pratique les caractéristiques essentielles des projets de cryptomonnaie qui l'ont précédé. Son objectif est de mettre en place un système de paiement électronique basé sur une preuve cryptographique permettant à deux parties volontaires d'effectuer des transactions directement entre elles sans avoir besoin d'un tiers de confiance (Nakamoto, 2008). Ainsi il reprend donc les concepts de registre distribué, d'horodatage, de hachage cryptographique, de signatures digitales, de minage, de preuve de travail et de consensus. En janvier 2009, le premier bloc du « bitcoin » est miné et celui-ci est officiellement mis en circulation. La première transaction en « bitcoin » se fait en mai 2010 et il est pour la première fois évalué. En effet, depuis sa mise en circulation, le « bitcoin » n'a pas été échangé, seulement miné. Il a donc conservé une valeur nulle jusqu'en mai 2012, date à laquelle un individu fait l'acquisition de deux pizzas en échange de 10 000 « bitcoins » (Küfeoglu et Özkuran, 2019). Le « bitcoin » gagne en popularité dans le contexte de l'après crise de 2008. Après 10 ans de circulation sur le marché, le « bitcoin » atteint son pic de capitalisation 68 789 US\$ en novembre 2021⁹.

Le succès du « bitcoin » témoigne de l'efficacité de sa formule et l'on assiste assez tôt à la naissance de nouvelles cryptomonnaies : Les « altcoins ». Ce terme est un mot-valise composé de « alternative' » et « coin ». Il fait référence aux monnaies virtuelles alternatives (Ciaian et al., 2016). De manière générale, les « altcoin » partagent les mêmes caractéristiques que le « bitcoin », toutefois certaines d'entre elles se différencient particulièrement de celui-ci tant dans leurs structures que dans leurs objectifs respectifs. Nous distinguons les « mining-based altcoins » qui découlent directement du « bitcoin » avec seulement quelques améliorations mineures. Ils servent principalement de moyens de paiement. Un exemple d'« altcoin » est le « litecoin ». Il s'agit d'une cryptomonnaie de pair-à-pair développée en tant que version légère de « bitcoin ». C'était l'une des premières cryptomonnaies à suivre les traces de celui-ci. Comme le « bitcoin », le « litecoin » a une limite d'approvisionnement finie de 84 millions d'unités, soit exactement quatre fois le nombre d'unités de « bitcoin » qui est de 21 millions d'unités (Champagne, 2014).

⁹ Donnée rapportée par « coimarketcap ».

L'objectif de l'augmentation de l'offre est de rendre « litecoin » plus accessible pour les petites transactions. L'une des principales différences entre « litecoin » et « bitcoin » est le temps de génération des blocs. « litecoin » a un temps de génération de blocs plus rapide, visant 2,5 minutes contre 10 minutes pour le « bitcoin ». Cela signifie que « litecoin » peut confirmer les transactions environ quatre fois plus vite que Bitcoin. « litecoin » est conçu comme une monnaie complémentaire au « bitcoin ». L'intention à terme est de remplacer le « bitcoin » pour les transactions plus petites, qui nécessitent des temps de confirmation plus rapides et des frais moins élevés.

Nous distinguons les « memecoins », elles sont nommées en fonction de « memes » populaires et leur fonctionnement est similaire aux cryptomonnaies majeures comme le « bitcoin ». Un « meme » est un élément culturel, généralement une blague, qui gagne en influence par le biais de la transmission en ligne (Davison, 2012). Elles connaissent généralement une hausse rapide, la plupart du temps alimentée par les investisseurs particuliers et les influenceurs de cryptomonnaies en recherche de gains rapides à court terme. C'est le cas du « Dogecoin »¹⁰, il se caractérise par une forte présence en ligne avec une communauté très active sur les réseaux sociaux. En 2023, le « dogecoin » culmine à 2.4 millions d'individus sur le site internet communautaire « Reddit »¹¹. L'infrastructure et le code du « dogecoin » sont dérivés de celui du « litecoin » (Nani, 2022). Il est important de noter contrairement au « litecoin » et au « bitcoin », le code du « dogecoin » ne limite pas la quantité de DOGE pouvant être produite.

Nous distinguons aussi les « privacy coins ». La différence majeure qu'elles entretiennent avec le « bitcoin » est l'accent mis sur la confidentialité et l'anonymat. Cette confidentialité permet de s'assurer que les détails du transfert restent privés. Contrairement au « bitcoin », où les transactions sont ouvertes au public et traçables, les « privacy coins » utilisent diverses techniques cryptographiques pour préserver l'anonymat des utilisateurs et des transactions. Nous pouvons citer comme « privacy coins » notables le « Monero » ou encore le « DASH ».

Certaines « mining based » cryptomonnaies se détachent beaucoup plus du « bitcoin » aussi bien dans la structure que dans leurs objectifs. C'est le cas de l'« ether », la

¹⁰ Plateforme officielle du [DOGE](#)

¹¹ Données issues de [Reddit](#).

cryptomonnaie native de la plateforme « Ethereum ». À la différence du « bitcoin », « Ethereum » n'utilise plus la preuve de travail pour valider ses transactions mais plutôt la preuve d'enjeu ou « proof-of-stake ». Aussi, « Ethereum » se démarque notamment par l'implémentation des « smart-contracts » à sa blockchain. Les « smart-contracts » sont des programmes informatiques autonomes et autogérés qui s'exécutent automatiquement sur la base de clauses de contrats définis au préalable entre deux parties. Ces contrats sont impossibles à pirater ou à falsifier (Mukherjee et Pradhan, 2021). Concrètement, l'introduction des « smart-contracts » permet de réduire de façon considérable les coûts de vérification, d'exécution et de prévention des fraudes et permet aussi une définition transparente des contrats.

Nous distinguons le « ripple », il vise à améliorer les systèmes bancaires existants grâce à la puissance de la technologie blockchain¹². Contrairement au « bitcoin » ou à l'« ethereum », le « ripple » ne fonctionne pas sur un mécanisme de consensus par preuve de travail ou par preuve d'enjeu. Il utilise plutôt un mécanisme unique de consensus distribué via un réseau de serveurs pour valider les transactions appelé « Ripple Protocol Consensus Algorithm » (Schwartz et al., 2014). L'approvisionnement de « ripple » est capé à un montant déjà pré-miné de 100 milliards d'unités¹³. Les utilisateurs principaux du « ripple » sont les institutions financières.

Les « stablecoins » sont des cryptomonnaies dont la valeur est liée à celle d'autres actifs considérés plus stables. Elles offrent une alternative à la forte volatilité des cryptomonnaies les plus populaires qui a tendance à rendre les investissements en cryptomonnaies moins adaptés aux transactions courantes. Elles permettent aux investisseurs un moyen de se mettre à l'abri de la volatilité élevée du marché de la cryptomonnaie sans avoir à reconvertir leur capital en monnaie fiduciaire. Il est important de noter qu'en raison de leur lien avec les systèmes financiers traditionnels, les « stablecoins » retiennent l'œil attentif des autorités régulatrices. Les principales « stablecoins » sont Le « Theter USDt », L'« USDC » et le « DAI ».

¹² Plateforme officielle du [Ripple](#)

¹³ Données issues de « coinmarketcap ».

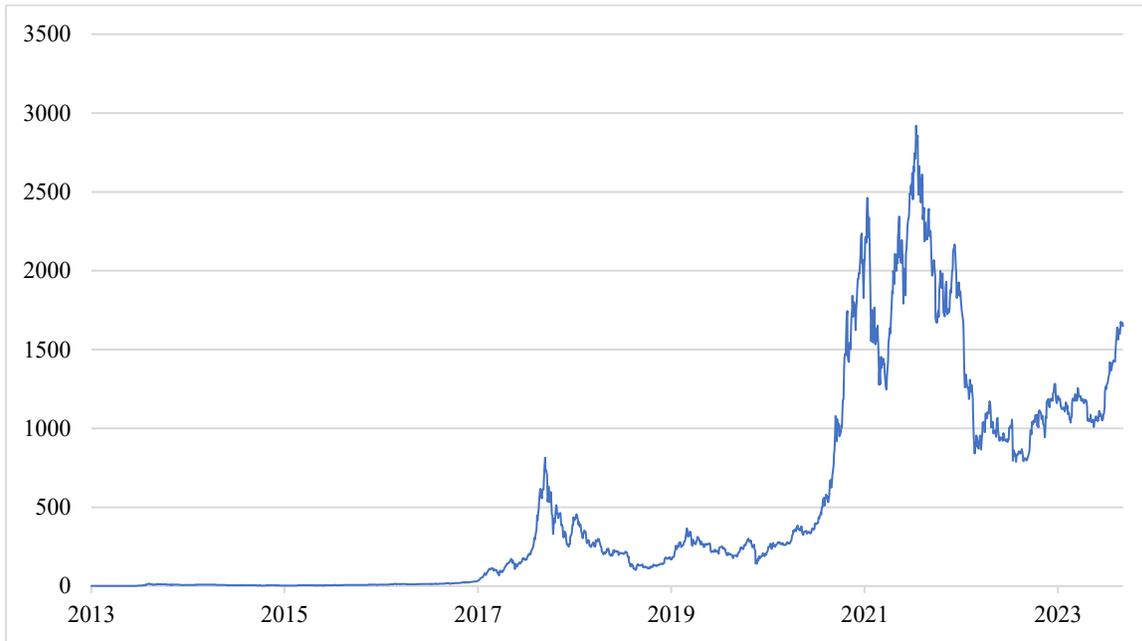
2.2.3 Vue d'ensemble du marché de la cryptomonnaie.

Depuis la mise en circulation officielle du « bitcoin » en 2009, le marché des cryptomonnaies n'a pas cessé d'évoluer. La capitalisation globale du marché des cryptomonnaies est aujourd'hui de 1420 milliards USD avec un pic à 3000 milliards USD en novembre 2021. Le volume de transaction journalier est de 42.5 milliards USD avec un pic à 5000 milliards USD en mai 2021¹⁴.

La Figure 2 présente l'évolution de la capitalisation globale du marché des cryptomonnaies entre 2013 et 2023. Entre janvier 2013 et janvier 2017, la capitalisation globale du marché connaît une croissance relativement lente. En effet, celle-ci passe de 1.33 milliard USD en 2013 à 7.25 milliards USD. Entre 2017 et 2018, nous observons une tendance à la hausse très importante, la capitalisation passe de 7.25 milliards USD à 740.26 milliards USD en août 2018 soit une augmentation de plus de 10000% en l'espace d'un an. Cette performance s'explique par le succès de l'« ethereum » avec l'introduction des « smart contracts » et par le phénomène des « Initial coin offering ». Entre 2018 et 2020, le marché connaît tout d'abord une baisse de sa capitalisation globale, celle-ci passe d'un pic à 740.26 milliards en janvier 2018 à 103.22 milliards en décembre de la même année. À partir de 2019, le marché connaît une faible tendance à la hausse jusqu'en 2020. Entre 2020 et 2021, la capitalisation du marché croît de façon très importante pour atteindre un pic à 3000 milliards en novembre 2021. En 2022, nous observons une forte tendance à la baisse sur marché. Durant cette période, le marché connaît une baisse de 73.73% de sa capitalisation globale, ce qui représente sa plus grande perte en volume. À partir de 2023, nous observons une tendance haussière du marché des cryptomonnaies.

¹⁴ Données issues de « coinmarketcap ».

Figure 2 : Capitalisation globale du marché



Note : La figure 2 présente l'évolution de la capitalisation globale de marché de janvier 2013 à décembre 2023. Toutes les données sont extraites de la base de données « coinmarketcap ». L'axe des ordonnées représente le total en milliards de dollars US. L'axe des abscisses indique les années.

2.2.3.1 Les périodes de crise du marché de la cryptomonnaie

Le marché de la cryptomonnaie est réputé pour être tumultueux en raison de sa volatilité élevée. Durant sa courte existence, celui-ci a connu de nombreuses crises mais celles citées ci-dessous retiennent particulièrement notre attention.

Fin avril 2011, le cours du « bitcoin » franchit son premier seuil psychologique majeur d'un dollar (Literak, 2013). Il entame à toute première remontée pour atteindre 32 dollars en juin 2011. Il s'en suit dès lors une chute brutale de sa valeur pour atteindre seulement 0,01 dollar en l'espace de quelques jours. Cette chute brutale est largement attribuée à des problèmes de sécurité de « Mt. Gox », une bourse japonaise de cryptomonnaies qui négociait la majorité des « bitcoins » à l'époque. En effet, la bourse perd 850 000 « bitcoins » à la suite d'une faille de sécurité sur sa plateforme, ce qui a suscité de vives inquiétudes quant à la sécurité des « bitcoins » stockés sur la plateforme. « Mt. Gox » dépose finalement le bilan en 2014 après avoir perdu près de 750 000 « bitcoins »

appartenant à ses clients (Rao, 2021). Le « bitcoin » ayant perdu environ 99 % de sa valeur en quelques jours, la crise de juin 2011 est entrée dans l'histoire celui-ci. Cet événement a ouvert une longue période avant que le prix du « bitcoin » ne remonte à son précédent sommet de 32 dollars en février 2013. Il est important de noter qu'à cette époque, le « bitcoin » constitue la quasi-totalité du marché.

En 2017, le marché connaît un sursaut de la capitalisation. Elle atteint un pic de 570 milliards de dollars, soit un taux de croissance annuel d'un peu plus de 3350 %¹⁵. Le « bitcoin » atteint un pic de 19 777 \$ en décembre 2017. Durant cette période, le marché assiste l'ère des « Initial Coin Offering »¹⁶. L'absence de réglementation et les capitaux excessifs investis dans des projets peu performants provoquent une crise du marché de la cryptomonnaie. La majeure partie des projets échouent moins de six mois après leur lancement. Un sentiment d'incertitude se crée autour du phénomène de la cryptomonnaie. Ce n'est qu'en 2020 que les prix remontent à leurs niveaux précédents.

En 2021, le marché performe bien, sa capitalisation globale passe de 767 milliards de dollars à 3000 milliards de dollars entre janvier et décembre. Il connaît donc un taux de croissance de 391%. Le « bitcoin », l'« ethereum » et de nombreux « altcoins » atteignent leurs pics de cours boursiers¹⁷. L'année 2021 marque l'avènement de nouveaux projets et d'innovations majeures tel que le rebranding de Facebook désormais « Metaverse » et son implication dans le domaine de la cryptomonnaie. Cependant, une série d'évènements durant la première moitié de 2022 met fin à cette phase idyllique du marché. Le contexte macroéconomique particulier de cette période engrange une chute progressive du cours du « bitcoin » et de l'« ethereum ». En effet, la montée des taux d'intérêt causée par les politiques monétaires des banques centrales ralentit les marchés traditionnels ainsi que le marché de la cryptomonnaie. Sous la pression de la chute des prix du « bitcoin » et de l'« ethereum », la « stablecoin » « Terra » perd son ancrage au dollar américain. Par la

¹⁵ Donnée rapportée par « coinmarketcap ».

¹⁶ L'ICO est une méthode de financement décentralisée, par laquelle une entreprise fait appel à des fonds en émettant des pièces de monnaie auprès d'investisseurs en ligne. (Huang et al. 2020)

¹⁷ Données issues de « coinmarketcap ».

suite, les investisseurs perdent également confiance dans la cryptomonnaie native de la blockchain de celle-ci, « Luna ». Cela a conduit à faire chuter le prix de « Luna » de 99 %¹⁸. Il s'en suit dès lors un effet domino. Parmi les acteurs qui la détenant, nous comptons le fonds d'investissement en cryptomonnaies « Three Arrows Capital », Les plateformes « Celsius network », « Voyager Digital », « BlockFi » et plus tardivement pendant l'année 2022 la plateforme « FTX ». Ils déclarent tous faillite en 2022. Entre 2021 et 2022, le marché de la cryptomonnaie connaît une perte sans précédent d'environ 1800 milliards de dollars et la capitalisation globale de celui-ci est réduite de moitié. En 2022, le marché perd 3.8 milliards de dollars à la suite d'attaques cybercriminelles. En termes de volume, l'année 2022 est considéré comme la pire année de crise.

3 Revue de littérature

Dans cette section, nous présentons la revue de littérature concernant les dynamiques sur le marché des cryptomonnaies. Dans un premier temps, nous passons en revue les études concernant les comportements collectifs de types de bulles spéculatives et co-explosivité existant au sein du marché. En second lieu, nous abordons le sentiment des investisseurs et l'impact de celui-ci sur le marché des cryptomonnaies. Enfin nous résumons les études mettant en évidence la présence de relations de cointégration et de causalité au sens de Granger entre les cryptomonnaies.

3.1 Bulles spéculatives et comportements collectifs

Plusieurs études (Agosto et Cafferata, 2020; Chen et Hafner, 2019; Fry, 2018; Cagli, 2019) examinent la présence de bulles sur le marché des cryptomonnaie. En effet, Agosto et Cafferata (2020) mettent en évidence la présence de bulles sur le marché des cryptomonnaies à travers la co-explosivité des cryptoactifs. Leur étude se porte sur cinq cryptomonnaies (« Bitcoin », « Ethereum », « Litecoin », « Ripple » et « Stellar ») parmi les dix cryptomonnaies ayant la plus grande capitalisation en 2017. Elles utilisent comme méthodologie les tests de racines unitaires. Les résultats montrent que plusieurs périodes d'explosion se sont produites non seulement pour le « bitcoin », mais aussi pour d'autres

¹⁸ Données rapportées par « coinmarketcap ».

cryptomonnaies. Elles montrent aussi la présence d'une forte interdépendance sur le marché des cryptomonnaies rejoignant ainsi les mêmes conclusions que Bouri et al. (2019). Dans l'ensemble, elles trouvent que la dynamique des prix des cryptomonnaies est fortement interdépendante, bien que la corrélation ne soit pas toujours positive et n'augmente pas toujours pendant les périodes de bulle.

La présence de plusieurs périodes de bulle sur le marché des cryptomonnaies est aussi mise en évidence par Chen et Hafner (2019). En effet, à l'aide d'un modèle basé sur les sentiments des investisseurs, ils trouvent une non-linéarité de régime statistiquement significative et identifient les périodes de bulle correspondantes. En outre, ils constatent aussi que la volatilité augmente lorsque l'indice de sentiment diminue, et vice versa de façon similaire à l'effet de levier sur les marchés financiers classiques. La spécificité sur le marché des cryptomonnaies étant que cet effet est explicitement induit par l'indice de sentiment. Fry (2018) met aussi en évidence la présence de bulle sur le marché en développant un modèle rationnel qui prend en compte l'épaisseur des queues avec des mesures plus réalistes du risque et du rendement ainsi que la possibilité d'effondrement des bulles en absence de régulation. Les cryptomonnaies considérées sont le « Bitcoin », « Bitcoin Cash », « Ripple » et « Ethereum ». Les périodes étudiées s'étendent de janvier 2015 à janvier 2018 en ce qui concerne le « bitcoin » et le « ripple », de juillet 2017 à janvier 2018 pour le « bitcoin cash » et d'août 2015 à janvier 2018 pour l'« ethereum ». Le choix de ces périodes est motivé par la hausse considérable survenue sur le marché en 2017. Il conclut la présence de bulle pour les prix du « bitcoin » et de l'« ethereum », aucune preuve de bulle n'est trouvée dans les prix du « ripple » lorsque l'épaisseur des queues et les niveaux de base du risque de liquidité sont pris en compte. De même, aucune preuve concluante de l'existence d'une bulle n'a été trouvée dans le prix du « bitcoin cash » malgré des signes de volatilité marquée.

Des comportements collectifs œuvrent aussi sur le marché des cryptomonnaies. Il s'agit principalement d'une influence mutuelle entre le « bitcoin » et les « altcoins ». En effet, Cagli (2019) étudie le comportement explosif des prix du « bitcoin » et de sept autres « altcoins » : « Ethereum », « Ripple », « Litecoin », « Stellar », « Nem », « Dash » et « Monero », sur une période s'étendant de septembre 2015 et janvier 2018. En utilisant la même méthodologie que Chen et al. (2017), il constate que toutes les cryptomonnaies à

l'exception de « Nem » présentent un comportement explosif. Il détecte particulièrement des relations co-explosives bilatérales statistiquement significatives au niveau de 10% ou mieux entre les paires suivantes : « Bitcoin-Dash », « Ethereum-Litecoin », « Ethereum-Dash », « Ethereum-Monero », et « Ripple-Stellar ».

Demir et al. (2021) examinent l'effet asymétrique du « bitcoin » sur trois « altcoins », à savoir « ethereum », « ripple » et « litecoin » en utilisant un modèle non linéaire autorégressif à lag distribué sur la période allant de juillet 2015 à mars 2019. Ils mettent ainsi en évidence un impact asymétrique du « bitcoin » sur les « altcoins » à la fois à court terme et à long terme. À court terme, une baisse du prix du « bitcoin » a plus d'effet qu'une hausse sur le prix des « altcoins ». Cette asymétrie est plus fréquente après la crise des cryptomonnaie de 2017.

Il est important de noter que la relation entre le « bitcoin » et les « altcoins » n'est pas toujours prévisible. Balcilar et Ozdemir (2023) examinent les effets de débordement de volatilité asymétrique entre le « bitcoin » et les marchés des « altcoins » au niveau désagrégé. Ils utilisent une approche de connectivité de fréquence aux données quotidiennes de 11 cryptomonnaies majeures sur une période allant du 1er septembre 2017 au 2 mars 2022. Ils concluent que l'impact des mouvements du prix du bitcoin sur les prix des « altcoins » est mitigé, ce qui signifie que la relation entre les deux n'est pas toujours prévisible. Il peut donc être difficile pour les investisseurs d'utiliser les mouvements du cours du « bitcoin » comme un indicateur fiable de la performance des « altcoins ». Li et al. (2023) spécifient que les possibilités de couvertures entre « bitcoin » et « altcoins » varient selon le fait que le marché se trouve en période de bulle ou non.

Ainsi, les études recensées précédemment confirment l'existence de périodes de bulles sur le marché des cryptomonnaies ainsi qu'une interdépendance des prix du « bitcoin » et des « altcoins ».

3.2 Sentiment des investisseurs et marché des cryptomonnaies

Un marché efficient est défini comme un marché où les prix des actifs reflètent toujours pleinement toutes les informations disponibles (Fama, 1970). Si les marchés étaient toujours efficients, le sentiment n'aurait aucune importance. En effet, le sentiment des

investisseurs indique dans quelle mesure la valeur d'un actif s'écarte de ses fondamentaux économiques (Zhou, 2018).

Plusieurs études (Naeem et al., 2021; Chen et Hafner, 2019; Zhu et al., 2021; Al Guindy, 2021; Bourghelle et al., 2022; Corbet et al., 2020; Abraham et al., 2018; Anamika et al., 2023) montrent que le sentiment des investisseurs joue un rôle très important sur le marché de la cryptomonnaie.

Naeem et al. (2021) examinent la capacité prédictive du sentiment des investisseurs en ligne pour les rendements de six cryptomonnaies majeures (« bitcoin »; « litecoin »; « ripple »; « ethereum »; « monero »; et « dash »). Les échantillons s'étendent du 7 mars 2016 au 29 décembre 2019. Ils utilisent deux indicateurs, l'indice « FEARS » développé Da et al. (2015) traduisant les tendances « Google » et le sentiment de bonheur sur « Twitter ». L'indice du sentiment de bonheur prédit de manière significative le rendement du « bitcoin » ainsi que d'autres cryptomonnaies majeures aux deux états extrêmes du marché et pour des niveaux extrêmes de sentiment. L'indice « FEARS » montre également une prévisibilité significative des rendements, mais cette prévisibilité est plus faible et principalement à court terme. Les résultats montrent que le sentiment des investisseurs en ligne est un prédicteur non linéaire significatif des rendements de la plupart des principales cryptomonnaies. Ceux-ci suggèrent toutefois la supériorité de « Twitter » par rapport à l'indicateur du sentiment des investisseurs en ligne basé sur « Google ». En outre, les rendements des cryptomonnaies semblent être davantage influencés par le sentiment transmis par les médias sociaux que par les nouvelles macroéconomiques.

Chen et Hafner (2019) mesurent l'impact du sentiment des investisseurs sur les rendements des cryptomonnaies durant les périodes de bulles. Ils constatent que l'effet du sentiment des investisseurs est prolongé et soutenu pendant la période de bulle, tandis que celui-ci se transforme en un effet de renversement une fois que la bulle s'effondre. Durant la période de bulle, un sentiment optimiste provoque une flambée des prix et accentue encore plus l'effet du sentiment des investisseurs.

Zhu et al. (2021) étudient la relation entre le « bitcoin » et le sentiment des investisseurs. Ils collectent les données des prix du bitcoin du 1er juillet 2013 au 31 mai 2020 à une

fréquence quotidienne. Les résultats indiquent que le sentiment des investisseurs cause au sens de Granger le rendement et la volatilité réalisée du « bitcoin ».

Al Guindy (2021) examine la relation entre la volatilité du prix des cryptomonnaies et l'attention des investisseurs. En utilisant un large ensemble de données d'environ 25 millions de tweets sur 23 cryptomonnaies. Les échantillons utilisés s'étendent du 16 novembre 2017 au 5 novembre 2018. Les résultats suggèrent que l'attention accrue des investisseurs pour les cryptomonnaies à l'effet d'augmenter la volatilité des prix.

Corbet et al. (2020) étudient la relation entre la couverture médiatique de quatre facteurs macroéconomiques (le produit intérieur brut, le chômage, l'indice de prix à la consommation et les biens durables) et les rendements du « bitcoin ». En outre, ils montrent que les nouvelles concernant les biens durables et le taux de chômage ont un effet significatif sur les rendements du « bitcoin » tandis que le produit intérieur brut et l'indice de prix à la consommation ne semblent pas avoir d'effets significatifs.

Pour leur part, Ben Omrane et al. (2021) examinent dans quelle mesure les sauts et les co-sauts intra journaliers des prix sur les marchés des cryptomonnaies sont liés à la publication de nouvelles macroéconomiques aux États-Unis, en Allemagne et au Japon. En utilisant les prix à haute fréquence du « bitcoin » et de l'« ethereum » par rapport au dollar américain de mai 2016 à décembre 2019, ils trouvent que les communiqués de presse américains sont davantage associés à des sauts dans les deux cryptomonnaies par rapport aux communiqués de presse allemands et japonais. Ces sauts sont principalement influencés par les annonces américaines concernant le taux de chômage, les nouvelles concernant le marché immobilier et le Livre Beige de la réserve fédérale¹⁹. Le « bitcoin » est principalement utilisé comme investissement spéculatif, par conséquent le sentiment des investisseurs constitue un facteur important dans la détermination de son prix (Baur et al., 2018).

¹⁹ Le « Beige book » est un rapport résumant les commentaires sur les conditions économiques actuelles par district. Il est publié par Réserve fédérale américaine.

Abraham et al. (2018) analysent le volume des « tweets » et montrent que cet indice est fortement corrélé avec les prix des cryptomonnaies, à la fois lorsqu'ils augmentent que lorsqu'ils baissent. Des résultats similaires sont aussi partagés par Wołk (2020). Vo et al. (2019) montrent qu'il est possible de prédire avec précision le prix des cryptomonnaies en utilisant les données historiques et l'actualité. Ils y parviennent en appliquant un ensemble d'algorithmes de traitement du langage naturel pour identifier les humeurs du public sur les fluctuations de prix des cryptomonnaies. En outre, ils montrent que l'analyse des sentiments est une perspective importante pour la prédiction du prix des cryptomonnaies en raison de la nature interactive des activités financières. Kim et al. (2022), en utilisant un modèle Markov caché, mettent en évidence la réaction du marché des cryptomonnaies face au sentiment des investisseurs dans le cadre de marchés haussier et baissier. Ils se basent sur deux ensembles de données (de novembre 2017 à avril 2018 pour un marché haussier et de décembre 2018 à mai 2019 pour un marché baissier) collectés sur Google, Twitter, le marché boursier et les plateformes d'échange de cryptomonnaies en Corée du Sud. Ils constatent que le sentiment des investisseurs est relativement plus pertinent dans un marché haussier par rapport à un marché baissier. Ils montrent aussi qu'en tendance baissière, le marché des cryptomonnaies tend à être plus sensible à un sentiment positif et inversement lorsqu'il est en tendance haussière.

Anamika et al. (2023) examinent l'impact du sentiment des investisseurs sur les rendements des cryptomonnaies. Ils utilisent une mesure directe du sentiment des investisseurs à l'égard des « bitcoins » à partir de la base de données « Sentix ». Les résultats montrent que le prix du « bitcoin » est en hausse lorsque les investisseurs sont optimistes à son égard. Le sentiment à l'égard du « bitcoin » a un pouvoir prédictif significatif sur son prix après avoir contrôlé les facteurs pertinents. Aussi, ils montrent que lorsque le sentiment des investisseurs sur le marché des actions est baissier, les prix des cryptomonnaies augmentent, ce qui indique que les cryptomonnaies peuvent constituer un moyen d'investissement alternatif.

Bourghelle et al. (2022) étudient les relations bilatérales entre la volatilité du « bitcoin » et le sentiment des investisseurs entre 2018 et 2021, une période caractérisée par des

changements importants dans les prix du bitcoin ainsi que par de grandes disparités dans les émotions des investisseurs, en particulier dans le contexte de la pandémie de « COVID-19 ». L'étude est basée sur des modèles autorégressifs vectoriels linéaires et non linéaires appliqués aux données relatives aux prix du bitcoin et au sentiment du marché tel qu'exprimé par l'indice « Fear and Greed ». Les résultats mettent en évidence le rôle du sentiment des investisseurs dans la formation et l'effondrement de la bulle du « bitcoin ». Le modèle montre des effets significatifs et variables dans le temps entre la volatilité du bitcoin et le sentiment des investisseurs, qui interviennent bilatéralement et aident à caractériser la dynamique de la volatilité du « bitcoin ». Ces interactions présentent une asymétrie et une non-linéarité car la taille et le signe du sentiment des investisseurs varient en fonction du régime et de l'état du marché considérés. En effet, dans le premier régime « état calme », où la volatilité du « bitcoin » est relativement faible et où le marché montre des signes de stabilité, le sentiment des investisseurs a un impact négatif sur la volatilité du « bitcoin », entraînant une force stabilisatrice. Cependant, dans le deuxième régime « formation d'une bulle », l'effet du sentiment devient significativement positif, les investisseurs devenant progressivement moins craintifs et plus rassurés, ce qui peut simultanément augmenter la volatilité et déstabiliser le marché. Enfin, dans le troisième régime « effondrement de la bulle », lorsque le bitcoin atteint un niveau élevé de valeur et connaît un excès de volatilité, l'effet du sentiment devient à nouveau négatif, ce qui pousse l'action des investisseurs à provoquer une correction du prix du « bitcoin », l'amenant vers un nouvel état de stabilité.

3.3 Dynamiques entre les cryptomonnaies : cointégration et causalité de Granger

Adedokun (2019) examine l'hypothèse de synchronisation des prix « bitcoin-altcoin » en utilisant les approches de test de cointégration et de test de causalité de Granger sur les données quotidiennes du « bitcoin » et de dix « altcoins » entre le 8 août 2015 et le 31 décembre 2018. Les résultats obtenus diffèrent selon la période considérée : entre 2015 et 2016, il ne trouve pas d'évidence d'existence de relations de cointégration à l'exception des paires « bitcoin-dogecoin » et « bitcoin-litecoin ». Il ne trouve pas de causalité au sens de Granger entre le Bitcoin et les « altcoins ». En revanche entre 2017 et 2018, il note

l'apparition de relations causales unilatérales et bilatérales entre les cryptomonnaies et au moins une équation de cointégration valide pour chaque paire de cryptomonnaies. Il conclut donc que la synchronisation des prix du « bitcoin » et de « altcoins » devient effective à partir de 2017.

Ciaian et Rajcaniova (2018) analysent de façon simultanée les relations de court et de long terme entre 17 cryptomonnaies grâce à la méthodologie développée par Pesaran et Shin (1996) et Pesaran et al. (2001). La période considérée s'étend de 2013 à 2016. Ils concluent que les prix du « bitcoin » et des « altcoins » sont interdépendants, mais davantage à court terme qu'à long terme. À court terme, les prix de quinze « altcoins » (sur les 16 étudiés) sont influencés par les chocs réels subis par les prix du « bitcoin ». À long terme, cependant, seuls quatre « altcoins » sont cointégrés avec les prix du « bitcoin ».

Concernant spécifiquement les relations causales au sens de Granger, Kim et al. (2021) étudient l'existence de relation causale entre huit cryptomonnaies dominantes en termes de capitalisation boursière du 23 juillet 2017 au 26 novembre 2019. En effectuant des tests de causalité de Granger par quantile, ils identifient un bon nombre de causalité bidirectionnelles entre les cryptomonnaies étudiées. Toutefois, les cryptomonnaies qui ont des parts de marché importantes, par exemple le « bitcoin » et « ethereum », n'ont pas de relations bidirectionnelles très fortes avec d'autres cryptomonnaies.

Göttfert (2019) examine la présence de cointégration entre le prix de clôture quotidien du « bitcoin » et cinq autres cryptomonnaies : « ethereum », « ripple », « bitcoin cash », « EOS » et « litecoin ». Il montre que les prix du « bitcoin », « bitcoin cash », « ethereum », « litecoin » et du « ripple » sont cointégrés. Toutefois, ils ne le sont pas entre le « bitcoin » et « EOS ». En outre, ses résultats montrent que le prix du « bitcoin » a un impact à long terme statistiquement significatif sur les prix du « bitcoin cash », de l'« ethereum », du « litecoin » et du « ripple ».

Keilbar et Zhang (2021) privilégient un modèle vectoriel de correction d'erreur, et une variation non linéaire de celui-ci, le « COINtensity ». Cette variation a pour spécificité de prendre en compte une exposition variable à la cointégration à l'échelle du système. Ils utilisent les données journalières des séries temporelles des 10 cryptomonnaies ayant les capitalisations de marché les plus importantes. Les échantillons considérés s'étendent du 25 juillet 2017 au 25 février 2020. Ils constatent que leur échantillon de cryptomonnaies

est effectivement cointégré au rang quatre. En testant l'exogénéité faible, ils montrent que toutes les cryptomonnaies sont significativement affectées par les tendances stochastiques à long terme. Ils trouvent aussi que la non-linéarité de la correction des erreurs est plus forte pendant la période de la bulle.

En résumé, certaines études (Keilbar et Zhang, 2021; Göttfert, 2019; Kim et al., 2021; Adedokun, 2019; Ciaian et Rajcaniova, 2018) montrent l'existence de relations de cointégration et de relations causales au sens de Granger au sein du marché des cryptomonnaies.

4 Questions de recherche et hypothèses testées

L'objectif de ce mémoire est d'étudier l'impact de crise de 2022 sur les dynamiques du marché des cryptomonnaies. Afin de mener à bien cet exercice il nous faut formuler les hypothèses qui conduiront cette étude, toutefois il convient tout d'abord de rappeler nos questions de recherche :

Quel est l'impact de la crise de 2022 sur les relations entre les séries de prix des cryptomonnaies ?

Quel est l'impact de la crise de 2022 sur la relation entre le sentiment des investisseurs et la volatilité des cryptomonnaies ?

Dans un premier temps, selon Adedokun (2019), la période considérée peut avoir un impact sur les relations de causalité et de cointégration entre les prix des cryptomonnaies. En effet, il examine l'hypothèse de synchronisation des prix « bitcoin-altcoin » à travers les approches de test de cointégration et de test de causalité de Granger et obtient des résultats qui diffèrent en fonction la période considérée. En effet, entre 2015 et 2016, il ne trouve pas d'évidence d'existence de relations de cointégration à l'exception des paires « bitcoin-dogecoin » et « bitcoin-litecoin ». Il ne trouve pas de causalité au sens de Granger entre le Bitcoin et les « altcoins ». En revanche entre 2017 et 2018, il note l'apparition de relations causales unilatérales et bilatérales entre les cryptomonnaies et au moins une équation de cointégration valide pour chaque paire de cryptomonnaies.

Ce mémoire se distingue de l'étude d'Adedokun (2019) en incluant la période de crise de 2022. Ainsi, étant donné que la période considérée peut avoir un impact sur les relations

entre les séries de prix des cryptomonnaies, nous sommes en mesure de savoir si la crise de 2022 a impacté de manière significative lesdites relations. Nous énonçons donc les hypothèses suivantes :

H_{1A} : La crise de 2022 n'a pas d'impact sur les relations entre les séries de prix des cryptomonnaies.

H_{1B} : La crise de 2022 a un impact négatif significatif sur les relations entre les séries de prix des cryptomonnaies.

Dans un second temps, d'après Bourghelle et al. (2022), le sentiment des investisseurs impacte la volatilité du marché de la cryptomonnaie. En effet ils étudient les relations bilatérales entre la volatilité du « bitcoin » et le sentiment des investisseurs entre 2018 et 2021, une période caractérisée par des changements importants dans les prix du « bitcoin » ainsi que par de grandes disparités dans les sentiments des investisseurs, en particulier dans le contexte de la pandémie de « COVID-19 ». L'étude est basée sur des modèles autorégressifs vectoriels linéaires et non linéaires appliqués aux données relatives aux prix du bitcoin et au sentiment du marché tel qu'exprimé par l'indice « Fear and Greed ». Les résultats montrent que les effets des sentiments des investisseurs sur la volatilité du « bitcoin » sont significatifs et variables dans le temps. Lorsque le marché est dans un « état calme », où la volatilité du « bitcoin » est relativement faible, le sentiment des investisseurs a un impact négatif sur la volatilité du « bitcoin », entraînant une force stabilisatrice. Lorsque le marché est en « formation d'une bulle », l'effet du sentiment devient significativement positif, les investisseurs devenant progressivement moins craintifs et plus rassurés, ce qui peut simultanément augmenter la volatilité et déstabiliser le marché. Enfin, lorsque le marché est en période d'« effondrement de la bulle », l'effet du sentiment devient à nouveau négatif, ce qui pousse l'action des investisseurs à provoquer une correction du prix du bitcoin, l'amenant vers un nouvel état de stabilité.

Ce mémoire se distingue de l'étude de Bourghelle et al. (2022) en deux aspects, le nombre de cryptomonnaies étudiées en plus du « bitcoin » et la période d'étude considérée. Nous posons les hypothèses suivantes :

H_{2A} : Le sentiment des investisseurs durant la crise n'impacte pas la volatilité des cryptomonnaies.

H_{2B} : Le sentiment des investisseurs durant la crise impacte positivement et significativement la volatilité des cryptomonnaies.

5 Méthodologie

Nous consacrons la section suivante à la méthodologie utilisée dans ce mémoire. Nous étudions dans un premier temps l'impact de la crise de 2022 sur les relations entre les séries de prix des cryptomonnaies (cointégration et causalité). En second lieu, nous étudions l'impact du sentiment des investisseurs durant la crise sur la volatilité des cryptomonnaies. Dans les sous sections suivantes, nous présentons les modèles de cointégration et de causalité utilisés ainsi que le modèle T-GARCH avec implémentation du sentiment des investisseurs.

En se référant à Kim et al. (2021), Adedokun (2019); Keilbar et Zhang (2021); Göttfert (2019) et Ciaian et Rajcaniova (2018) , nous choisissons d'utiliser les relations de causalités et de cointégration pour étudier les dynamiques entre les prix des cryptomonnaies.

5.1.1 Causalité au sens de granger

Selon l'approche présentée par Stern (2011), le test de causalité bivarié requiert l'estimation des deux équations suivantes :

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^p \alpha_{p+j} x_{t-j} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$x_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^p \beta_{p+j} x_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2)$$

p désigne le nombre de retards qui modélise de manière adéquate la structure dynamique de sorte que les coefficients des retards supplémentaires des variables ne soient pas statistiquement significatifs et que les termes d'erreur ε soient des bruits blancs. Sous l'assomption que les variables x_t et y_t sont stationnaires et en considérant y_t comme variable dépendante, la causalité au sens de granger peut être tester de la façon suivante : Nous rejetons l'hypothèse nulle $h_0 : \alpha_{p+1} = 0 ; \dots ; \alpha_{p+j} = 0$ si la statistique du test de Fisher F est supérieur au 0.95 quantile de la distribution sur la table de Fisher. Nous disons donc que X cause Y au sens de Granger.

Le test de Fisher nous permet de tester le lien de causalité en X et Y ou inversement.

En présence de plus de deux variables, il est possible de généraliser ce problème à travers un VAR(P) grâce à l'équation suivante :

$$\vec{Y}_t = \vec{\alpha} + \Phi_1 \vec{Y}_{t-1} + \dots + \Phi_p \vec{Y}_{t-p} + \vec{E}_t \quad (3)$$

5.1.2 Analyse de cointégration

Parmi les méthodes permettant de tester la cointégration entre des séries, l'approche de Johansen (1988) est la mieux adapté au cas de figure qu'aborde ce mémoire. En effet, elle permet de tester la relation de cointégration en présence de plus de deux processus ou séries. Hjalmarsson et Österholm (2007) proposent l'équation suivante :

$$Y_t = \mu + A_1 Y_{t-1} + \dots + A_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (4)$$

Y_t est un vecteur $(n, 1)$ de processus I (1) et ε_t le vecteur de dimension $(n, 1)$ des termes d'erreurs. Il est possible de réécrire le VAR comme suit :

$$\Delta Y_t = \mu + \Pi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \Gamma Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (5)$$

Avec

$$\Pi = \sum_{i=1}^p A_i - I \text{ et } \Gamma = -\sum_{j=i+1}^p A_j \quad (6)$$

Si la matrice des coefficients Π a un rang réduit r inférieur à n , il existe alors $(n * r)$ matrices α et β de rang r telles que $\Pi = \alpha\beta'$ et $t \beta'y$ est stationnaire. r est le nombre de relations de cointégration, les éléments de α sont connus comme les paramètres d'ajustement dans le modèle vectoriel de correction d'erreur et chaque colonne de β est un vecteur de cointégration. Johansen propose deux tests de vraisemblance différents de la signification de ces corrélations et donc du rang réduit de la matrice Π : le test de la trace et le test de la valeur propre maximale.

$$\lambda_{trace} = -T \sum_{i=r+1}^n \ln(1 - \hat{\lambda}_i) \quad (7)$$

$$\lambda_{max} = -T \ln(1 - \hat{\lambda}_{r+1}) \quad (8)$$

T est la taille de l'échantillon et $\hat{\lambda}_i$ est la $i^{\text{ième}}$ plus grande corrélation. Le test de trace teste l'hypothèse nulle de r vecteurs cointégrés contre l'hypothèse alternative de n vecteurs cointégrés. Le test de la valeur propre maximale, quant à lui, teste l'hypothèse nulle de r vecteurs de cointégration contre l'hypothèse alternative de $r + 1$ vecteurs de cointégration.

Il est toutefois judicieux de noter que l'approche de Johansen (1988) est soumise à des propriétés asymptotiques et qu'elle performe moins bien sur des échantillons de taille réduite.

5.1.3 Le modèle T-GARCH avec implémentation du sentiment des investisseurs

Dans ce mémoire, nous utilisons le « Treshold » GARCH de Zakoian (1994) et Glosten et al. (1993). Ce choix est inspiré par la littérature, notamment les études de Reis et Pinho (2020); Tohidi (2022) ou encore Smales (2015). Elles ont pour point commun l'usage de modèles T-GARCH afin de gauger l'impact du sentiment des investisseurs sur la volatilité dans divers marchés. En effet, ce modèle se caractérise par l'ajout d'une variable factice et d'un terme « levier » permettant de capturer les asymétries en termes de chocs négatifs et positifs. Il se développe de la manière suivante :

Le T-GARCH (1;1) s'écrit de la manière suivante :

$$\sigma_t = \omega + \alpha_1 \sigma_{t-1} + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma_1 \varepsilon_{t-1}^2 D_{t-1} \quad (9)$$

D prend la valeur 1 en cas de « mauvaise nouvelle » pour $\varepsilon_t < 0$, et 0 sinon. Les « bonnes nouvelles » et les « mauvaises nouvelles » ont donc un impact différent. Une bonne nouvelle (choc positif) a un impact de β_1 , tandis qu'une mauvaise nouvelle (choc négatif) a un impact de $\beta_1 + \gamma_1$.

Le modèle T-GARCH peut être étendu à des spécifications d'ordre supérieur en incluant davantage de termes de retard. Le T-GARCH (p; q) peut s'écrire de la manière suivante :

$$\sigma_t = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \sigma_{t-i} + \sum_{j=1}^q (\beta_j + \gamma_j D_{t-j}) \varepsilon_{t-j}^2 \quad (10)$$

Les indices de retard p et q peuvent être déterminés par les critères de sélection Akaike « AIC » ou Bayésien « BIC », etc.

Nous suivons la méthode développée par Kumari et Mahakud (2015) afin d'implémenter le sentiment des investisseurs au T-GARCH. Nous pouvons ainsi écrire le modèle comme suit :

$$\sigma_t = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \sigma_{t-i} + \sum_{j=1}^q (\beta_j + \gamma_j D_{t-j}) \varepsilon_{t-j}^2 + \lambda SEN_{t-1} \quad (11)$$

SEN_{t-1} représente le sentiment des investisseurs. Nous pouvons donc mesurer l'effet du sentiment des investisseurs sur la volatilité en analysant le coefficient λ .

6 Données et statistiques descriptives

6.1 Données

Les données des cryptomonnaies utilisées dans cette étude proviennent du site web « coinmarketcap »²⁰ qui est une plateforme de cryptomonnaies fiable et largement utilisée dans la littérature (Keilbar et Zhang, 2021; Agosto et Cafferata, 2020; Cagli, 2019; Bouri et al., 2019; etc). Le cours d'une cryptomonnaie est calculé en prenant la moyenne pondérée par le volume de tous les prix des différents marchés rapportés pour la

²⁰ Voir le lien suivant : <https://coinmarketcap.com/>

cryptomonnaie. Les sources des prix peuvent être trouvées dans la section des marchés sur les pages respectives de chacune des cryptomonnaies.

Nous utilisons les séries temporelles constituées des prix de fermeture quotidiens de sept cryptomonnaies : « Bitcoin »; « Ethereum »; « Ripple »; « Cardano »; « Dogecoin »; « Binancecoin » et « Litecoin ». Les arguments majeurs qui justifient ces choix sont le type de cryptomonnaie, la capitalisation de marché et l’historique d’échange. À l’instar de Keilbar et Zhang (2021), cet échantillon est construit en écartant sciemment les « stablecoins », car celles-ci se caractérisent par un taux de change fixe avec l’USD et sont stationnaires. Afin d’avoir un échantillon représentatif du marché, nous choisissons les cryptomonnaies en fonction de leur capitalisation de marché afin que la capitalisation agrégée de l’échantillon soit en mesure de capturer une grande part de la capitalisation globale du marché. L’échantillon s’étend sur une période allant de janvier 2018 à décembre 2023. Nous motivons le choix de cette période d’étude par rapport à la disponibilité des données du sentiment des investisseurs mesuré par le « CGFI »²¹. L’indice de « fear and greed » des cryptomonnaies (« CGFI ») notamment utilisées dans la littérature (Huang et al. 2024; Gaies et al. 2023; Wang et al. 2024; Mokni et al. 2022; etc) prends en compte plusieurs facteurs tels que l’intérêt du public (médias sociaux), le comportement d’investissement (dynamique du marché et volume de transactions) et l’intérêt des utilisateurs (enquêtes et tendances). La valeur de l’indice de sentiment varie entre 0 et 100. Un score de zéro indique une « peur extrême », et un score de 100 indique une « extrême cupidité ». L’échantillon s’étend de février 2018 à décembre 2023. Les données représentent les observations journalières du « CGFI » durant cette période. Nous comptons 2157 observations.

6.2 Statistiques descriptives

Dans cette section, nous détaillons les statistiques descriptives des séries de prix des cryptomonnaies étudiées.

²¹ L’indice « CGFI » est procuré par « Alternative.me »,
Voir le lien suivant : <https://alternative.me/crypto/fear-and-greed-index/>

Tableau 1 : Sommaire des statistiques descriptives

	Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Écart-type	Observations
Panel A : Statistiques descriptives de l'échantillon global (2018-2023)						
Bitcoin	21763.380	17066.050	67617.020	3216.627	16035.880	2191
Ethereum	1255.821	1087.814	4815.005	83.786	1128.033	2191
BinanceCoin	170.232	38.114	675.099	4.470	174.333	2191
Cardano	0.474	0.266	2.967	0.024	0.580	2191
Dogecoin	0.064	0.009	0.682	0.001	0.090	2191
Ripple	0.521	0.437	3.398	0.138	0.329	2191
Litecoin	96.433	76.726	384.672	23.069	56.601	2191
Panel B : Statistiques descriptives de l'échantillon avant la crise de 2022 (2018-2021)						
Bitcoin	18358.190	9447.678	676617.020	3216,627	17777.090	1461
Ethereum	936.174	346.003	4815.005	83.786	1097.080	1461
BinanceCoin	107.420	19.682	675.099	4.470	177.667	1461
Cardano	0.462	0.102	2.967	0.024	0.683	1461
Dogecoin	0.054	0.003	0.682	0.001	0.108	1461
Ripple	0.525	0.362	3.398	0.138	0.390	1461
Litecoin	104.268	77.117	384.671	23.064	66.116	1461
Panel C : Statistiques descriptives de l'échantillon pendant la crise de 2022 (2021-2022)						
Bitcoin	28292.790	23203.680	47816.080	15783.540	10240.150	365
Ethereum	1995.647	1693.297	3835.396	995.253	780.277	365
BinanceCoin	325.278	300.330	531.646	197.376	72.248	365
Cardano	0.645	0.508	1.589	0.244	0.310	365
Dogecoin	0.098	0.084	0.185	0.053	0.035	365
Ripple	0.514	0.423	0.880	0.309	0.182	365
Litecoin	80.357	66.177	151.761	43.292	29.90	365

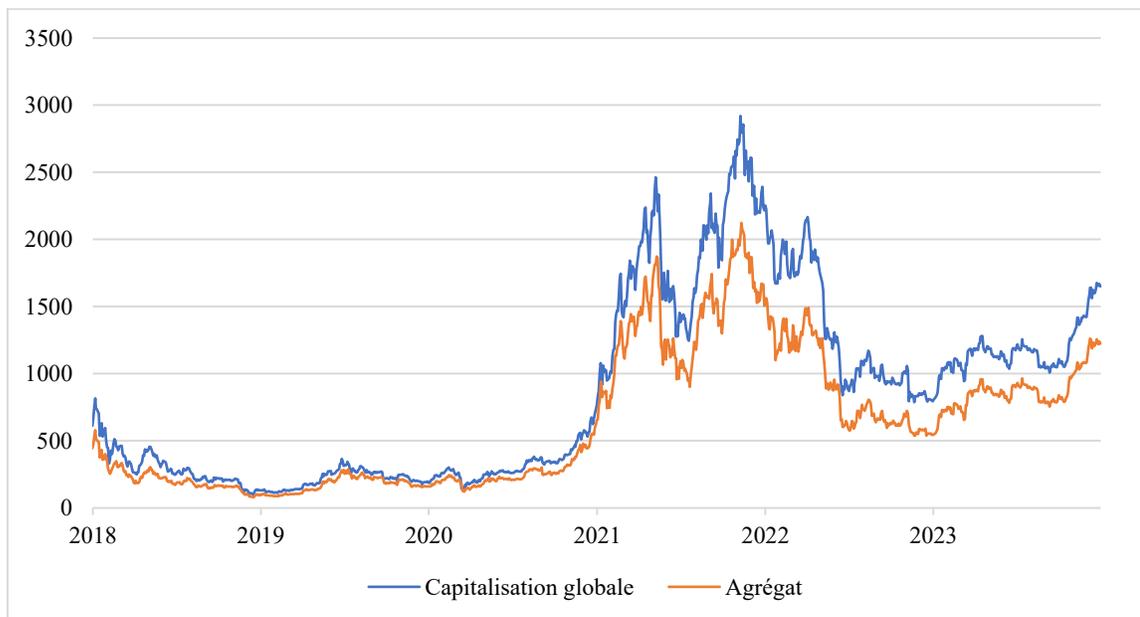
Tableau 2 : Sommaire des statistiques descriptives (suite)

Panel D : Statistiques descriptives de l'échantillon après la crise de 2022 (2022-2023)						
Bitcoin	28864.09	28864.090	44214.940	16608.070	5903.567	365
Ethereum	1795.458	1806.838	2379.128	1199.632	219.528	365
BinanceCoin	266.605	248.685	348.007	205.189	42.071	365
Cardano	0.347	0.346	0.664	0.242	0.087	365
Dogecoin	0.075	0.073	0.102	0.058	0.010	365
Ripple	0.513	0.503	0.820	0.337	0.101	365
Litecoin	81.143	82.814	113.349	58.863	12.075	365
Panel E : Statistiques descriptives de l'échantillon « COVID-19 » (2020)						
Bitcoin	11052.200	9700.132	28837.290	5032.501	4214.211	365
Ethereum	305.640	244.176	752.856	110.580	143.010	365
BinanceCoin	21.257	19.556	38.837	9.401	6.217	365
Cardano	0.086	0.086	0.193	0.024	0.041	365
Dogecoin	0.003	0.003	0.005	0.001	0.001	365
Ripple	0.258	0.235	0.691	0.138	0.105	365
Litecoin	55.970	48.800	130.639	30.281	17.911	365

Note : Le tableau ci-dessus présente les statistiques descriptives des prix des cryptomonnaies. Il se compose de 05 panels A; B; C; D et E qui représentent les périodes avant la crise (janvier 2018 à décembre 2021), pendant la crise (janvier 2023 à décembre 2022), après la crise (janvier 2023 à décembre 2023), le pic de l'épidémie de la « COVID-19 » durant l'année 2020 et l'échantillon global (2018-2023). Les statistiques présentées sont la moyenne, la médiane, le maximum, le minimum et l'écart type. Les chiffres du tableau sont en milliards de dollars US.

La Figure 3 met en évidence les capitalisations du marché et de l'agrégat des cryptomonnaies étudiées dans ce mémoire : « Bitcoin »; « Ethereum »; « Ripple »; « Cardano »; « Dogecoin »; « Binancecoin » et « Litecoin ». Nous observons que les capitalisations sont sensiblement égales. Cela est dû à la dominance du « bitcoin », l'écart se prononce car nous assistons à l'émergence de nouvelles cryptomonnaies à succès. Au 31 décembre 2023, La capitalisation agrégée de notre échantillon capture 74.13 % de la capitalisation globale du marché.

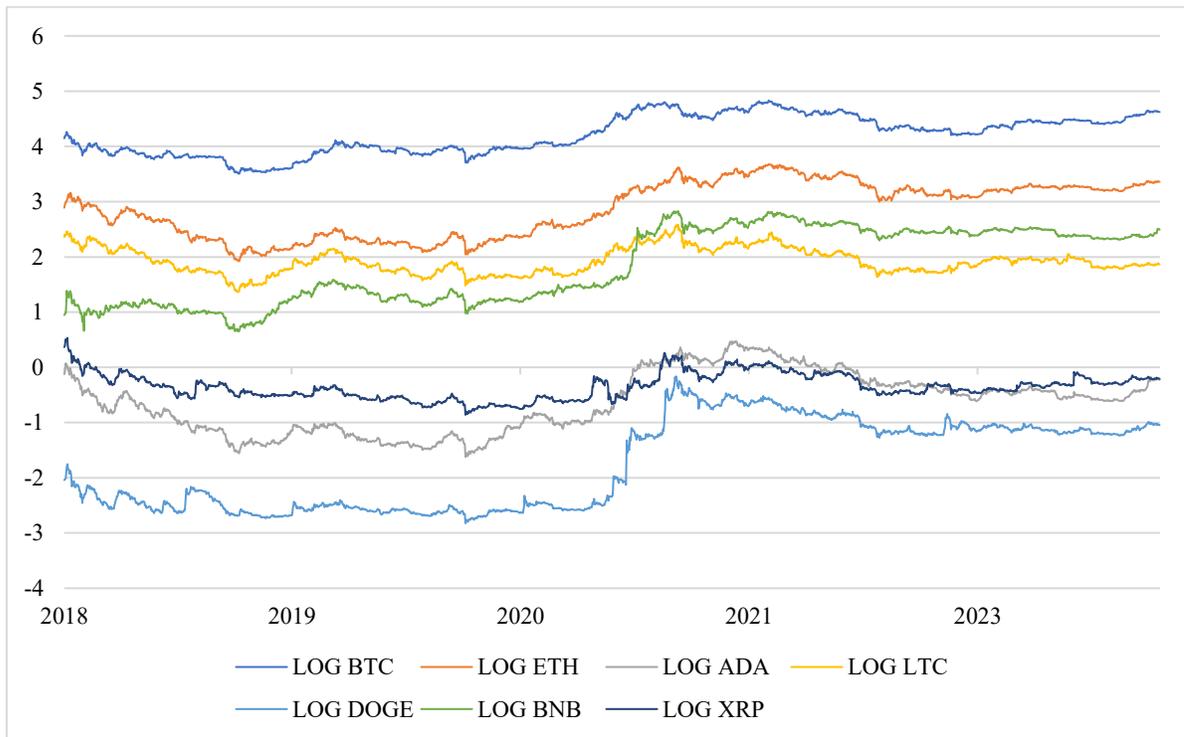
Figure 3 : Capitalisation globale de marché et des sept cryptomonnaies étudiées.



Note : La figure ci-dessus présente l'évolution de la capitalisation globale de marché ainsi que celle des sept cryptomonnaies étudiées dans ce mémoire. L'agrégat désigne la somme des capitalisations du « Bitcoin », de l'« Ethereum », du « Litecoin », du « Binancecoin », du « Dogecoin », du « Cardano » et du « Ripple ». La période considérée est de janvier 2013 à décembre 2023. Toutes les données sont extraites de la base de données « coinmarketcap ». L'axe des ordonnées représente le total en milliards de dollars US. L'axe des abscisses présente les années.

La Figure 4 permet de visualiser les séries de prix des cryptomonnaies étudiées. Elle présente les prix en logarithme de janvier 2018 à décembre 2023. L'utilisation du logarithme des prix se justifie par la différence d'échelle entre les prix des cryptomonnaies. Elle permet d'éliminer la disparité entre les valeurs tout en conservant les tendances des différentes séries. Ainsi, nous pouvons observer sur le graphique que les prix logarithmiques des cryptomonnaies étudiées suivent des tendances similaires. Entre 2018 et 2019, les prix des cryptomonnaies connaissent une tendance à la baisse. Entre 2019 et 2021, nous observons de nouveau une tendance à la hausse des prix jusqu'à atteindre un pic en novembre 2021.

Figure 4 : Séries temporelles des prix en logarithme.

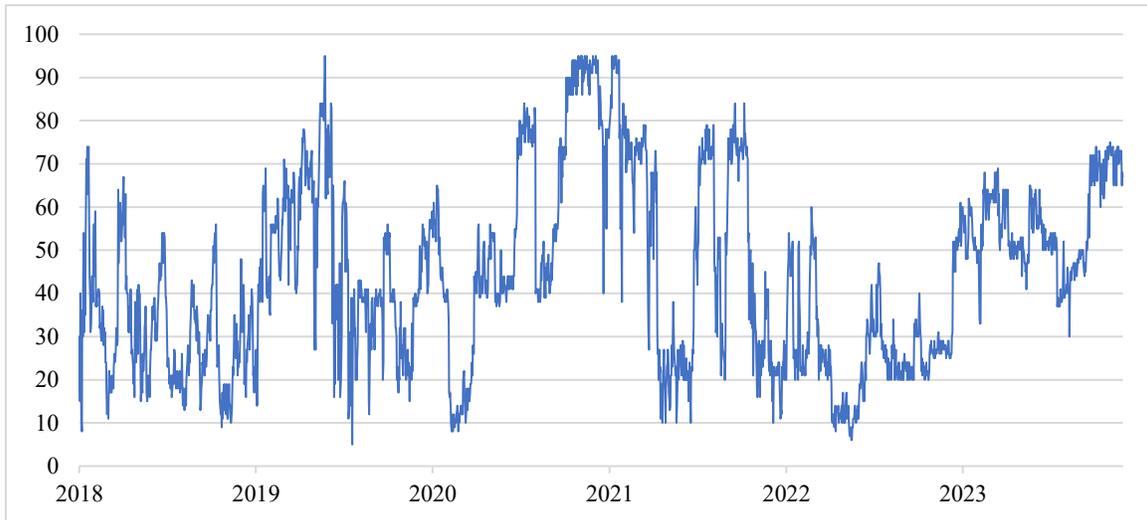


Note : La figure ci-dessus représente les séries des prix logarithmiques de janvier 2018 à décembre 2023 des cryptomonnaies étudiées dans ce mémoire. Toutes les données ont été extraites de la base de données « coinmarketcap ». L'axe des ordonnées est centré autour de 0 du fait de la transformation logarithmique. L'axe des abscisses présente les années.

La Figure 5 est une représentation graphique du sentiment des investisseurs « CGFI » sur le marché de la cryptomonnaie de février 2018 à décembre 2023. Nous constatons qu'entre 2018 et 2019, le score est en moyenne inférieur à 50, ce qui traduit une période de « peur » pour les investisseurs. Cela est dû à la crise survenue sur le marché des cryptomonnaies en 2018. Nous constatons un pic à 95 en juin 2019 qui marque la reprise sur le marché des cryptomonnaies à cette date. Entre 2020 et 2021, le score est en moyenne supérieur à 50, les investisseurs sont favorables à l'idée d'injecter des capitaux sur le marché. Nous observons une forte tendance haussière sur le marché durant cette période. Entre 2022 et 2023, le score moyen est en dessous de 50. Le marché traverse une période de « peur » et le score de 5 est atteint en juin 2022 soit un cas de « peur extrême ». Le

sentiment des investisseurs est à son plus bas, cette période correspond à la crise survenue en 2022. À partir de 2023, le score gravite en moyenne autour de 50, le sentiment des investisseurs est plus ou moins « neutre », nous assistons à une lente reprise sur le marché.

Figure 5: Indice du sentiment des investisseurs.



Note : La figure ci-dessus représente la série des indices de sentiment des investisseurs « CGFI » de février 2018 à décembre 2023. Les données ont été extraites de la base de données de « Alternative.me ». L'axe des ordonnées représente le score de l'indice entre 0 et 100. L'axe des abscisses présente les années.

6.3 Test de racine unitaire

Afin d'étudier les relations entre les séries des cryptomonnaies, nous devons évaluer la stationnarité de celles-ci. Celle-ci est une hypothèse cruciale lors de l'étude des relations de causalité et de cointégration. nous privilégions le test de racine unitaire de Dickey et Fuller (1981). Les hypothèses du test s'écrivent comme suit : l'hypothèse nulle H_0 : « La série comporte une racine unitaire », l'hypothèse alternative H_1 : « La série ne comporte pas de racine unitaire, la série est stationnaire ».

Nous conduisons le test de racine unitaire sur chacune des séries des cryptomonnaies pour les trois échantillons (avant la crise, pendant la crise et après la crise).

Tableau 3 : Tests de stationnarité

Test de racine unitaire		
Panel A : échantillon global (janvier 2018-décembre 2023)		
	En niveau	En différence
Cardano	-1.518	-12.611***
Binancecoin	-0.746	-18.465***
Bitcoin	-0.176	- 48.093***
Dogecoin	-2.333	-9.415***
Ethereum	-0.567	-50.154***
Litecoin	-2.224	-49.886***
Ripple	-3.623	-45.868***
Panel B : échantillon avant la crise de 2022 (janvier 2018-décembre 2021)		
	En niveau	En différence
Cardano	-2.336	-7.326***
Binancecoin	-1.864	-7.753***
Bitcoin	-2.138	-8.332***
Dogecoin	-3.342	-8.098***
Ethereum	-1.484	-10.024***
Litecoin	-2.706	-11.782***
Ripple	-3.127	-9.459***
Panel C : échantillon pendant la crise de 2022 (janvier 2022-décembre 2022)		
	En niveau	En différence
Cardano	-2.730	-6.236***
Binancecoin	-3.215	-20.629***
Bitcoin	-2.257	-19.023***
Dogecoin	-1.995	-5.894***
Ethereum	-2.727	-9.500***
Litecoin	-1.473	-6.461***
Ripple	-1.999	-10.280***
Panel D : échantillon après la crise de 2022 (janvier 2023- décembre 2023)		
	En niveau	En différence
Cardano	-0.947	-6.882***
Binancecoin	-1.526	-19.982***
Bitcoin	-1.655	-19.782***
Dogecoin	-1.792	-21.602***
Ethereum	-2.337	-21.707***
Litecoin	-2.334	-19.499***
Ripple	-2.819	-23.634***

Tableau 4 : Tests de stationnarité (suite)

Panel E : échantillon période « COVID-19 » (janvier 2020-décembre 2020)		
	En niveau	En différence
Cardano	-0.394	-20.213***
Binancecoin	-0.560	-19.883***
Bitcoin	3.915	-18.469***
Dogecoin	-1.109	-16.645***
Ethereum	1.042	-19.344***
Litecoin	0.570	-19.427***
Ripple	-2.056	-18.757***

Note : ***, ** et * présentent respectivement les niveaux de significativité de 1 %, 5 % et 10%. Les résultats des tests de stationnarité sont consignés dans le tableau ci-dessus. Il se compose de 04 panels panels A; B; C; D et E qui représentent respectivement l'échantillon global (janvier 2018 à décembre 2023), les périodes avant la crise (janvier 2018 à décembre 2021), pendant la crise (janvier 2023 à décembre 2022), après la crise (janvier 2023 à décembre 2023) et la période de la « COVID-19 » (janvier 2020 à décembre 2020). Les valeurs critiques à 1%, 5% et 10% sont -3.435, -2.863 et -2.2568.

Le Tableau 3 présente les résultats des tests de stationnarité conduit sur l'ensemble de nos séries dans chacun des échantillons. Nous constatons qu'à niveau, la « t-stat » est supérieure à la valeur critique au niveau de significativité à 1% : -3.435, on ne rejette pas l'hypothèse nulle H0, il y a présence d'une racine unitaire. En d'autres termes, toutes nos séries de cryptomonnaies sont non-stationnaires à niveau pour les échantillons étudiés. Toutefois, nous constatons après la première différence, la « t-stat » est inférieure à la valeur critique au niveau de significativité à 1% : -3.435, elles sont stationnaires. Les séries des cryptomonnaies sont donc intégrées d'ordre 1.

6.4 Vérification de l'existence d'effets ARCH

6.4.1 Estimation des équations de la moyenne (ARMA)

Afin de s'assurer que l'approche « GARCH » est judicieuse pour modéliser la volatilité des séries des cryptomonnaies, il faut dans un premier temps déterminer leurs équations de moyenne. Pour ce faire nous procédons à la spécification et à l'estimation des modèles « ARMA » optimaux pour chacune des séries des cryptomonnaies pour nos trois

échantillons. Nous effectuons une transformation logarithmique sur l'ensemble des séries des cryptomonnaies afin que nous puissions les étudier sur une échelle similaire.

Tableau 5: Modélisation ARMA

Panel A : échantillon global (janvier 2018-décembre 2023)		
	Spécification ARMA	Critère Akaike
Cardano	(3,4)	-2.599
Binancecoin	(3,3)	-2.455
Bitcoin	(1,3)	-3.782
Dogecoin	(4,1)	-2.342
Ethereum	(2,2)	-2.662
Litecoin	(2,4)	-3.001
Ripple	(1,2)	-2.325
Panel B : échantillon avant la crise de 2022 (janvier 2018-décembre 2021)		
	Spécification ARMA	Critère Akaike
Cardano	(4,4)	-2.769
Binancecoin	(2,2)	-2.594
Bitcoin	(4,3)	-3.595
Dogecoin	(4,3)	-2.189
Ethereum	(2,1)	-3.061
Litecoin	(1,1)	-2.943
Ripple	(4,4)	-2.703
Panel C : échantillon pendant la crise de 2022 (janvier 2022-décembre 2022)		
	Spécification ARMA	Critère Akaike
Cardano	(4,4)	-3.272
Binancecoin	(2,4)	-3.697
Bitcoin	(3,3)	-3.945
Dogecoin	(4,4)	-3.000
Ethereum	(1,1)	-3.332
Litecoin	(2,2)	-3.339
Ripple	(2,2)	-3.412

Tableau 6: Modélisation ARMA (suite)

Panel D : échantillon après la crise de 2022 (janvier 2023- décembre 2023)		
	Spécification ARMA	Critère Akaike
Cardano	(2,2)	-3.883
Binancecoin	(2,2)	6.578
Bitcoin	(4,4)	-4.728
Dogecoin	(2,1)	-4.034
Ethereum	(2,2)	-4.598
Litecoin	(1,1)	-3.931
Ripple	(1,0)	-3.533
Panel E : échantillon période « COVID-19 » (janvier 2020-décembre 2020)		
	Spécification ARMA	Critère Akaike
Cardano	(3,3)	-2.867
Binancecoin	(1,4)	-3.131
Bitcoin	(4,4)	-3.679
Dogecoin	(2,0)	-2.189
Ethereum	(3,3)	-3.044
Litecoin	(2,2)	5.213
Ripple	(4,3)	-2.744

Note : Le tableau ci-dessus présente les modèles de moyenne ARMA optimaux pour les séries des cryptomonnaies. Il se compose de quatre panels A; B; C; D et E qui représentent respectivement l'échantillon global (janvier 2018 à décembre 2023), les périodes avant la crise (janvier 2018 à décembre 2021), pendant la crise (janvier 2023 à décembre 2022), après la crise (janvier 2023 à décembre 2023) et la période de la « COVID-19 » (janvier 2020 à décembre 2020).

6.4.2 Tests d'hétéroscédasticité

Le test d'hétéroscédasticité permet de détecter si la variance des résidus est constante à travers l'ensemble des observations. Il y a présence d'hétéroscédasticité lorsque la variance des erreurs de régression n'est pas constante à travers toutes les valeurs des variables indépendantes. Les hypothèses du test s'écrivent comme suit : l'hypothèse nulle H_0 : « présence d'homoscédasticité », l'hypothèse alternative H_1 : « présence d'hétéroscédasticité ». La règle de décision est la suivante : si la probabilité ou p-value calculée est supérieure au seuil de signification α (0.05) alors, on ne rejette pas l'hypothèse nulle H_0 : « présence d'homoscédasticité ». Dans le cas contraire, cela suggère la présence d'hétéroscédasticité. Nous privilégions le test de White (1980) afin de tester l'hétéroscédasticité.

Tableau 7: Tests d'hétéroscédasticité

Panel A : échantillon global (janvier 2018-décembre 2023)	
	Probabilité
Cardano	0.000
Binancecoin	0.000
Bitcoin	0.000
Dogecoin	0.000
Ethereum	0.000
Litecoin	0.000
Ripple	0.000

Panel B : échantillon avant la crise de 2022 (janvier 2018-décembre 2021)	
	Probabilité
Cardano	0.000
Binancecoin	0.000
Bitcoin	0.000
Dogecoin	0.000
Ethereum	0.000
Litecoin	0.000
Ripple	0.000

Panel C : échantillon pendant la crise de 2022 (janvier 2022-décembre 2022)	
	Probabilité
Cardano	0.000
Binancecoin	0.000
Bitcoin	0.000
Dogecoin	0.000
Ethereum	0.000
Litecoin	0.000
Ripple	0.000

Panel D : échantillon après la crise de 2022 (janvier 2023- décembre 2023)	
	Probabilité
Cardano	0.000
Binancecoin	0.000
Bitcoin	0.000
Dogecoin	0.000
Ethereum	0.000
Litecoin	0.000
Ripple	0.000

Tableau 8: Tests d'hétéroscédasticité (suite)

Panel E : échantillon période « COVID-19 » (janvier 2020-décembre 2020)	
	Probabilité
Cardano	0.000
Binancecoin	0.000
Bitcoin	0.000
Dogecoin	0.000
Ethereum	0.000
Litecoin	0.000
Ripple	0.000

Note : Le tableau ci-dessus présente les résultats des tests d'hétéroscédasticité. Il se compose de 04 panels A; B; C; D et E qui représentent respectivement l'échantillon global (janvier 2018 à décembre 2023), les périodes avant la crise (janvier 2018 à décembre 2021), pendant la crise (janvier 2022 à décembre 2022), après la crise (janvier 2023 à décembre 2023) et la période de la « COVID-19 » (janvier 2020 à décembre 2020).

Le Tableau 7 présente les p-values des tests d'hétéroscédasticité sur l'ensemble des séries des cryptomonnaies. Nous constatons que toutes les probabilités calculées sont inférieures au seuil de significativité (0.05), ainsi nous rejetons l'hypothèse nulle H_0 : « présence d'homoscédasticité ». Il y a donc présence d'hétéroscédasticité pour l'ensemble des séries des cryptomonnaies étudiées sur tous les échantillons considérés. Un tel résultat suggère que nous sommes en mesure d'utiliser l'approche GARCH pour modéliser la volatilité de nos séries.

7 Résultats

7.1 Causalité de Granger

Les hypothèses du test de Granger (1988), mettant en évidence la relation de causalité entre les valeurs passées et la valeur présentes d'une variable X et d'une variable Y, sont les suivantes :

H_0 : « Les retards de la variable X ne causent pas la variable Y »

H_1 : « Les retards de la variable X peuvent causer la variable Y ».

Tableau 9: Test de causalité avant la crise

Hypothèse nulle	Probabilité				
	Panel A	Panel B	Panel C	Panel D	Panel E
Binancecoinne cause pas Cardano	0.000	0.011	0.794	0.207	0.239
Cardano ne cause pas Binancecoin	0.028	0.017	0.028	0.599	0.482
Bitcoin ne cause pas Cardano	0.024	0.093	0.221	0.485	0.471
Cardano ne cause pas Bitcoin	0.000	0.017	0.000	0.781	0.143
Dogecoin ne cause pas Cardano	0.000	0.000	0.321	0.287	0.005
Cardano ne cause pas Dogecoin	0.006	0.002	0.154	0.731	0.007
Ethereum ne cause pas Cardano	0.000	0.004	0.885	0.382	0.203
Cardano ne cause pas Ethereum	0.011	0.017	0.057	0.721	0.234
Litecoin ne cause pas Cardano	0.000	0.000	0.217	0.559	0.511
Cardano ne cause pas Litecoin	0.003	0.286	0.000	0.792	0.521
Ripple ne cause pas Cardano	0.000	0.800	0.125	0.868	0.001
Cardano ne cause pas Ripple	0.052	0.020	0.001	0.860	0.133
Bitcoin ne cause pas Binancecoin	0.000	0.020	0.555	0.301	0.057
Binancecoin ne cause pas Bitcoin	0.000	0.000	0.551	0.822	0.425
Dogecoin ne cause pas Binancecoin	0.000	0.000	0.263	0.484	0.788
Binancecoin ne cause pas Dogecoin	0.000	0.000	0.904	0.845	0.022
Ethereum ne cause pas Binancecoin	0.002	0.727	0.385	0.035	0.017
Binancecoin ne cause pas Ethereum	0.003	0.009	0.943	0.416	0.041
Litecoin ne cause pas Binancecoin	0.035	0.199	0.102	0.935	0.156
Binancecoin ne cause pas Litecoin	0.000	0.000	0.411	0.364	0.015
Ripple ne cause pas Binancecoin	0.465	0.556	0.226	0.627	0.331
Binancecoin ne cause pas Ripple	0.000	0.000	0.000	0.999	0.067
Dogecoin ne cause pas Bitcoin	0.000	0.000	0.839	0.991	0.869
Bitcoin ne cause pas Dogecoin	0.000	0.006	0.442	0.234	0.003
Ethereum ne cause pas Bitcoin	0.001	0.000	0.394	0.024	0.006
Bitcoin ne cause pas Ethereum	0.000	0.000	0.249	0.011	0.037
Litecoin ne cause pas Bitcoin	0.000	0.000	0.530	0.899	0.227
Bitcoin ne cause pas Litecoin	0.002	0.000	0.470	0.430	0.072
Ripple ne cause pas Bitcoin	0.020	0.028	0.076	0.977	0.037
Bitcoin ne cause pas Ripple	0.000	0.004	0.039	0.924	0.024
Ethereum ne cause pas Dogecoin	0.004	0.000	0.670	0.886	0.010
Dogecoin ne cause pas Ethereum	0.012	0.385	0.817	0.708	0.300
Litecoin ne cause pas Dogecoin	0.031	0.000	0.313	0.970	0.000
Dogecoin ne cause pas Litecoin	0.000	0.000	0.392	0.628	0.724
Ripple ne cause pas Dogecoin	0.000	0.001	0.134	0.486	0.807
Dogecoin ne cause pas Ripple	0.016	0.000	0.011	1.000	0.009

Tableau 10: Test de causalité avant la crise (suite)

Hypothèse nulle	Probabilité				
	Panel A	Panel B	Panel C	Panel D	Panel E
Litecoin ne cause pas Ethereum	0.035	0.260	0.214	0.945	0.108
Ethereum ne cause pas Litecoin	0.000	0.005	0.527	0.643	0.867
Ripple ne cause pas Ethereum	0.000	0.020	0.303	0.924	0.026
Ethereum ne cause pas Ripple	0.000	0.000	0.013	0.912	0.544
Ripple ne cause pas Litecoin	0.000	0.000	0.644	0.754	0.004
Litecoin ne cause pas Ripple	0.000	0.000	0.009	0.001	0.003

Note : Le tableau ci-dessus récapitule les résultats des tests de causalité entre les cryptomonnaies. Il se compose de 04 panels A; B; C; D et E qui représentent respectivement l'échantillon global (janvier 2018 à décembre 2023), les périodes avant la crise (janvier 2018 à décembre 2021), pendant la crise (janvier 2023 à décembre 2022), après la crise (janvier 2023 à décembre 2023) et la période de la « COVID-19 » (janvier 2020 à décembre 2020).

En analysant les résultats présentés dans le Tableau 9, nous constatons que pour l'échantillon avant la crise une causalité bidirectionnelle entre les binômes « binance » « cardano »; « dogecoin » « cardano »; « ethereum » « cardano »; « bitcoin » « binance »; « dogecoin » « binance »; « dogecoin » « bitcoin »; « ethereum » « bitcoin »; « litecoin » « bitcoin »; « ripple » « bitcoin »; « litecoin » « dogecoin »; « ripple » « dogecoin »; « ripple » « ethereum »; « ripple » « litecoin ». En effet, nous rejetons l'hypothèse nulle car les probabilités des tests sont inférieures au seuil de 5%. Nous observons une relation de causalité du « cardano » vers le « bitcoin », du « litecoin » vers le « cardano », du « cardano » vers le « ripple », du « binancecoin » vers l' « ethereum », de l' « ethereum » vers le « dogecoin » et de l' « ethereum » vers le « litecoin ». En effet, les probabilités des tests respectifs sont aussi inférieures au seuil de 5% donc nous rejetons l'hypothèse nulle. Enfin, nous ne rejetons pas l'hypothèse nulle du « bitcoin » vers le « cardano », du « cardano » vers le « litecoin », du « ripple » vers le « cardano », de l' « ethereum » vers le « binancecoin », du « dogecoin » vers l' « ethereum » et du « litecoin » vers l' « ethereum ». Il n'a pas de relation de causalité, les probabilités des tests sont supérieures à 5%. En ce qui concerne l'échantillon pendant la crise, nous constatons que l'hypothèse nulle est rejetée du Cardano vers le « binancecoin », le « bitcoin », le « litecoin » et le « ripple ». Elle est aussi rejetée du « binancecoin; « bitcoin »; « dogecoin »; « ethereum »

et « litecoin » vers le « ripple ». En effet, les probabilités de ces tests sont inférieures au seuil de 5%. Nous ne rejetons pas l'hypothèse nulle pour les relations restantes car leurs probabilités sont supérieures au seuil de 5%.

En ce qui concerne l'échantillon d'après crise, nous constatons une relation de causalité bidirectionnelle entre le « bitcoin » et l'« ethereum » aux vues de leurs probabilités inférieures à 5%. Nous rejetons donc l'hypothèse nulle. Nous constatons aussi une relation de causalité du « litecoin » vers le « ripple ».

Pour l'échantillon de la période « COVID-19 », nous observons une relation de causalité bidirectionnelle entre le « dogecoin » et le « cardano », l'« ethereum » et le « binancecoin », le « ripple » et le « bitcoin » et entre le « ripple » et le « litecoin ». Les probabilités de leurs tests sont inférieures au seuil de 5%, nous rejetons donc l'hypothèse nulle. Nous ne constatons aucune relation de causalité entre les binômes « binancecoin » « cardano »; « bitcoin » « cardano »; « ethereum » « cardano »; « litecoin » « cardano » et « ripple » « binancecoin ». Les probabilités de leurs tests sont supérieures au seuil de 5%, nous rejetons donc pas l'hypothèse nulle. Nous observons aussi une relation de causalité exclusivement en direction du « ripple » vers le « cardano », du « bitcoin » vers le « binancecoin », du « binancecoin » vers le « dogecoin », du « binancecoin » vers le « litecoin », du « bitcoin » vers le « dogecoin », de l'« ethereum » vers le « dogecoin », du « litecoin » vers le « dogecoin », du « dogecoin » vers le « ripple » et du « ripple » vers l'« ethereum ». Les probabilités des tests respectifs sont inférieures au seuil de 5%, nous rejetons ainsi l'hypothèse nulle. À contrario, nous ne constatons aucunes relations de causalité dans le sens opposé pour les binômes énumérés ci-dessus. Nous ne rejetons pas l'hypothèse nulle car les probabilités de leurs tests sont supérieures au seuil de 5%. À l'instar de Adedokun (2019) et Amirzadeh et al. (2024), les résultats des tests de montrent que les relations de causalités entre les séries de prix des cryptomonnaies sont sujette à changement en fonction de la période considérée et que celles-ci évoluent avec le temps.

7.2 Cointégration

Nous conduisons le test de cointégration de Johansen (1988), celui-ci testent la relation d'équilibre à long terme entre les séries des cryptomonnaies.

Les hypothèses du test sont les suivantes:

H0: « Il n'existe pas d'équation de cointégration »

H1 : « il existe une équation de cointégration ».

Les résultats des tests de cointégration sont consignés dans le Tableau 11

Tableau 11: Test de cointégration avant la crise

Panel A : échantillon global (janvier 2018-décembre 2023)		
Nombre d'équations	Probabilité	
	Maximum Eigenvalue	Trace
Aucune	0.000	0.000
Au plus 1	0.000	0.000
Au plus 2	0.000	0.000
Au plus 3	0.005	0.000
Au plus 4	0.031	0.010
Au plus 5	0.218	0.160
Au plus 6	0.0155	0.155
Panel B : échantillon avant la crise de 2022 (janvier 2018-décembre 2021)		
Nombre d'équations	Probabilité	
	Maximum Eigenvalue	Trace
Aucune	0.000	0.000
Au plus 1	0.000	0.000
Au plus 2	0.000	0.000
Au plus 3	0.018	0.003
Au plus 4	0.291	0.079
Au plus 5	0.427	0.124
Au plus 6	0.016	0.016
Panel C : échantillon pendant la crise de 2022 (janvier 2022-décembre 2022)		
Nombre d'équations	Probabilité	
	Maximum Eigenvalue	Trace
Aucune	0.143	0.102
Au plus 1	0.489	0.430
Au plus 2	0.540	0.694
Au plus 3	0.984	0.902
Au plus 4	0.782	0.770
Au plus 5	0.864	0.765
Au plus 6	0.193	0.193

Tableau 12: Test de cointégration avant la crise (suite)

Panel C : échantillon après la crise de 2022 (janvier 2023- décembre 2023)		
Nombre d'équations	Probabilité	
	Maximum Eigenvalue	Trace
Aucune	0.056	0.002
Au plus 1	0.132	0.039
Au plus 2	0.583	0.216
Au plus 3	0.586	0.309
Au plus 4	0.623	0.386
Au plus 5	0.634	0.360
Au plus 6	0.057	0.057

Panel D : échantillon période « COVID-19 » (janvier 2020-décembre 2020)		
	Probabilité	
	Maximum Eigenvalue	Trace
Aucune	0.288	0.078
Au plus 1	0.216	0.234
Au plus 2	0.834	0.612
Au plus 3	0.809	0.625
Au plus 4	0.881	0.597
Au plus 5	0.515	0.345
Au plus 6	0.119	0.119

Note : Le tableau ci-dessus présente les résultats des tests de cointégration. Il se compose de 04 panels A; B; C; D et E qui représentent respectivement l'échantillon global (janvier 2018 à décembre 2023), les périodes avant la crise (janvier 2018 à décembre 2021), pendant la crise (janvier 2023 à décembre 2022), après la crise (janvier 2023 à décembre 2023) et la période de la « COVID-19 » (janvier 2020 à décembre 2020).

Nous constatons que pour l'échantillon avant la crise, il existe 04 équations de cointégration entre les séries des cryptomonnaies étudiées. En effet, les probabilités de cas « aucune »; « au plus 1 »; « au plus 2 » et « au plus 3 » sont inférieures à 0.05, nous n'acceptons donc pas l'hypothèse nulle. Pour l'échantillon pendant la crise, l'ensemble des probabilités sont supérieures au seuil de 0.05, on ne rejette donc pas l'hypothèse nulle. Nous constatons un cas similaire pour l'échantillon de la période « COVID-19 ». En d'autres termes, nous n'observons aucune équation de cointégration entre les séries des cryptomonnaies durant ces périodes. Enfin, pour l'échantillon après la crise, nous observons que seule la probabilité du cas « aucune » est inférieure à 0.05. Nous n'acceptons

donc pas l'hypothèse nulle, il existe une équation de cointégration. Ces résultats s'inscrivent dans la même lignée que ceux de Adedokun (2019), la période considérée influence les relations de cointégration entre les séries de prix des cryptomonnaies.

7.3 Volatilité et sentiment des investisseurs

Nous appliquons le modèle « Threshold GARCH » de Zakoian (1994) pour analyser l'impact des retards du sentiment des investisseurs sur la volatilité des cryptomonnaies et capturer l'asymétrie en termes de nouvelles négatives et positives. L'indicateur de sentiment « CGFI » est inclus dans l'équation de variance pour saisir l'impact significatif du sentiment des investisseurs sur la volatilité. Dans le tableau ci-dessous présente les résultats obtenus.

Tableau 13: Estimation des coefficients de l'indice de sentiment

Panel A : échantillon global (janvier 2018-décembre 2023)		
	Coefficient	Probabilité
Cardano	1.606 ^{E-5}	0.000
Binancecoin	-3.396 ^{E-7}	0.003
Bitcoin	-6.382 ^{E-5}	0.023
Dogecoin	-9.417 ^{E-4}	0.004
Ethereum	4.441 ^{E-3}	0.000
Litecoin	3.289 ^{E-6}	0.045
Ripple	-6.854 ^{E-3}	0.000
Panel B : échantillon avant la crise de 2022 (janvier 2018-décembre 2021)		
	Coefficient	Probabilité
Cardano	-4.69 ^{E-5}	0.000
Binancecoin	-7.10 ^{E-3}	0.000
Bitcoin	-2.49 ^{E-3}	0.033
Dogecoin	-9.92 ^{E-3}	0.000
Ethereum	-2.09 ^{E-3}	0.041
Litecoin	-2.23 ^{E-3}	0.000
Ripple	7.26 ^{E-5}	0.000

Tableau 14: Estimation des coefficients de l'indice de sentiment (suite)

Panel C : échantillon pendant la crise de 2022 (janvier 2022-décembre 2022)		
	Coefficient	Probabilité
Cardano	6.41 ^{E-6}	0.026
Binancecoin	6.15 ^{E-5}	0.000
Bitcoin	1.21 ^{E-5}	0.001
Dogecoin	-2.46 ^{E-5}	0.000
Ethereum	1.59 ^{E-5}	0.042
Litecoin	1.45 ^{E-5}	0.028
Ripple	-1.59 ^{E-5}	0.032
Panel D : échantillon après la crise de 2022 (janvier 2023- décembre 2023)		
	Coefficient	Probabilité
Cardano	1.68 ^{E-5}	0.023
Binancecoin	6.48 ^{E-4}	0.000
Bitcoin	-1.40 ^{E-5}	0.010
Dogecoin	6.31 ^{E-5}	0.070
Ethereum	-1.12 ^{E-5}	0.000
Litecoin	1.40 ^{E-5}	0.018
Ripple	-1.58 ^{E-4}	0.050
Panel E : échantillon période « COVID-19 » (janvier 2020-décembre 2020)		
	Coefficient	Probabilité
Cardano	-3.00 ^{E-5}	0.000
Binancecoin	-2.38 ^{E-5}	0.000
Bitcoin	-7.27 ^{E-3}	0.000
Dogecoin	-1.20 ^{E-5}	0.000
Ethereum	-2.69 ^{E-3}	0.000
Litecoin	-2.70 ^{E-5}	0.000
Ripple	8.54 ^{E-7}	0.000

Note : Le tableau ci-dessus présente les résultats de l'estimations du coefficient du sentiment des investisseurs « CGFI » dans les équations de variance des cryptomonnaies étudiées. Il se compose de 04 panels A; B; C; D et E qui représentent respectivement l'échantillon global (janvier 2018 à décembre 2023), les périodes avant la crise (janvier 2018 à décembre 2021), pendant la crise (janvier 2023 à décembre 2022), après la crise (janvier 2023 à décembre 2023) et la période de la « COVID-19 » (janvier 2020 à décembre 2020).

Nous constatons que pour l'échantillon avant la crise, le coefficient du sentiment est statistiquement significatif au seuil de 5% (probabilité ≤ 0.05) et négatif pour le « Cardano », le « Binancecoin », le « Bitcoin », le « Dogecoin », l'« Ethereum » et le « Litecoin ». À la différence des cryptomonnaies citées ci-dessus, nous constatons que le coefficient du sentiment des investisseur est significatif au seuil de 5% (probabilité ≤ 0.05) et positif pour le « Ripple ».

Pour l'échantillon pendant la crise, nous observons que le coefficient du sentiment des investisseurs dans l'équation de la variance est significatif au seuil de 5% (probabilité ≤ 0.005) et positif pour le « Cardano », le « Binancecoin », le « Bitcoin », l'« Ethereum » et le « Litecoin ». Il est significatif, toutefois négatif pour le « Dogecoin » et le « Ripple ».

Enfin, pour l'échantillon après la crise, le coefficient du sentiment des investisseurs « CGFI » est significatif au seuil de 5% (probabilité ≤ 0.05) est positif pour le « Cardano », le « Binancecoin » et le « Litecoin ». En revanche, il est significatif au seuil de 5% et négatif pour le « Bitcoin », le « Ripple » et l'« Ethereum ». Nous constatons enfin qu'il est non significatif et positif pour le « Dogecoin ».

Nous constatons que durant la période de la « COVID-19 », le coefficient du sentiment est statistiquement significatif au seuil de 5% (probabilité ≤ 0.05) et négatif pour le « Cardano », le « Binancecoin », le « Bitcoin », le « Dogecoin », l'« Ethereum » et le « Litecoin ». À la différence des cryptomonnaies citées ci-dessus, nous constatons que le coefficient du sentiment des investisseurs est n'est pas significatif au seuil de 5% (probabilité ≥ 0.05) et positif pour le « Ripple ».

8 Conclusion

Dans ce mémoire, nous avons pour objectif d'étudier l'impact de la crise de 2022 sur les dynamiques existantes sur le marché des cryptomonnaies. »). Nous distinguons les échantillons suivants : avant la crise (janvier 2018 à décembre 2021), durant la période « COVID-19 » (janvier 2020 à décembre 2020), pendant la crise (janvier 2023 à décembre 2022) et après la crise (janvier 2023 à décembre 2023). Nous étudions dans un premier temps les relations entre les séries de prix des cryptomonnaies étudiées (« Bitcoin »; « Ethereum »; « Ripple »; « Cardano »; « Dogecoin »; « Binancecoin » et « Litecoin »).

Les relations que nous analysons sont la causalité de Granger et la cointégration. Les résultats que nous obtenons diffèrent en fonction de la période considérée. En ce qui concerne les relations de causalité entre les séries des cryptomonnaies, nous observons avant la crise une causalité bidirectionnelle entre les binômes « binance » « cardano »; « dogecoin » « cardano »; « ethereum » « cardano »; « bitcoin » « binance »; « dogecoin » « binance »; « dogecoin » « bitcoin »; « ethereum » « bitcoin »; « litecoin » « bitcoin »; « ripple » « bitcoin »; « litecoin » « dogecoin »; « ripple » « dogecoin »; « ripple » « ethereum »; « ripple » « litecoin », une relation de causalité du « cardano » vers le « bitcoin », du « litecoin » vers le « cardano », du « cardano » vers le « ripple », du « binancecoin » vers l' « ethereum », de l' « ethereum » vers le « dogecoin » et de l' « ethereum » vers le « litecoin ». Enfin, Il n'a pas de relation de causalité du « bitcoin » vers le « cardano », du « cardano » vers le « litecoin », du « ripple » vers le « cardano », de l' « ethereum » vers le « binancecoin », du « dogecoin » vers l' « ethereum » et du « litecoin » vers l' « ethereum ».

. Durant la crise, nous constatons que la relation de causalité du Cardano vers le « binancecoin », le « bitcoin », le « litecoin » et le « ripple » est maintenue. C'est aussi le cas du « binancecoin; « bitcoin »; « dogecoin »; « ethereum » et « litecoin » vers le « ripple ». Après la crise, nous observons de nouveau une relation de causalité bidirectionnelle entre le « bitcoin » et l'« ethereum », ainsi qu'une relation de causalité du « litecoin » vers le « ripple ». Nous notons aussi que durant la période de la « COVID-19 », nous observons une relation de causalité bidirectionnelle entre le « dogecoin » et le « cardano », l'« ethereum » et le « binancecoin », le « ripple » et le « bitcoin » et entre le « ripple » et le « litecoin ». Nous ne constatons aucune relation de causalité entre les

binômes « binancecoin » « cardano »; « bitcoin » « cardano »; « ethereum » « cardano »; « litecoin » « cardano » et « ripple » « binancecoin ». Nous observons aussi une relation de causalité exclusivement en direction du « ripple » vers le « cardano », du « bitcoin » vers le « binancecoin », du « binancecoin » vers le « dogecoin », du « binancecoin » vers le « litecoin », du « bitcoin » vers le « dogecoin », de l'« ethereum » vers le « dogecoin », du « litecoin » vers le « dogecoin », du « dogecoin » vers le « ripple » et du « ripple » vers l'« ethereum ». Nous ne constatons aucune relation de causalité dans le sens opposé pour les binômes énumérés précédemment.

Pour les relations de cointégrations existantes entre les séries, nous observons aussi des résultats différents en fonctions de la période considérées. Avant la crise, nous observons l'existence de 04 équations de cointégrations entre les séries de cryptomonnaies. Durant la crise, le nombre d'équations de cointégration observés entre les séries est nul. Nous obtenons une observation similaire pour la période de la « COVID-19 ». Après la crise, nous n'observons qu'une seule équation de cointégration entre les séries des cryptomonnaies. Il est important de noter en tant que limite de notre étude que la relation de cointégration est sensible à la taille de l'échantillon. En effet, les échantillons pendant et après la crise sont plus petit que l'échantillon avant la crise. Cela pourrait expliquer la disparité entre les différents résultats obtenus.

En second lieu, nous étudions l'impact du sentiment des investisseurs pendant la crise sur la volatilité des séries des cryptomonnaies étudiées. Nous utilisons une modélisation « TGARCH » afin de traiter cette problématique. Les résultats que nous obtenons diffèrent en fonction de la période étudiée. Avant la crise, les coefficients du sentiment des investisseurs « CFGI » sont pour la plupart négatifs à l'exception de celui du « Ripple » et significatifs au seuil de 5%. Durant la crise, nous constatons que les coefficients sont majoritairement positifs à l'exception du « Dogecoin » et du « Ripple ». Ils sont tous significatifs au seuil de 5%. Après la crise, Nous observons des résultats plus mitigés. Les coefficients du sentiment des investisseurs est significatif au seuil de 5% et positif pour le « Cardano », le « Biancecoin » et le « Litecoin ». Il est significatif au seuil de 5% et négatif pour le « Bitcoin », le « Ripple » et l'« Ethereum ». Enfin qu'il est non significatif

et positif pour le « Dogecoin ». Durant la période de la « COVID-19 », nos résultats suggèrent des coefficients négatifs et significatifs pour l'ensemble des cryptomonnaies étudiées à l'exception du « ripple ». En dépit d'une approche différentes, les résultats obtenus pour les échantillons avant et pendant la crise s'inscrivent dans la même lignée que ceux de Bourghelle et al. (2022), suggérant un effet négatif du sentiment des investisseurs sur la volatilité lors des périodes hors crise et un effet positif du sentiment des investisseurs sur la volatilité lors des périodes de crise ou d'effondrement de bulle. La période après crise est plus nuancée, nous observons des effets différents en fonction des cryptomonnaies considérées.

9 Références

- Abraham, J., Higdon, D., Nelson, J. et Ibarra, J. (2018). Cryptocurrency price prediction using tweet volumes and sentiment analysis. *SMU Data Science Review*, 1(3), 1.
- Adedokun, A. (2019). Bitcoin-Altcoin price synchronization hypothesis: evidence from recent data. *Journal of Finance and Economics*, 7(4), 137-147.
- Agosto, A. et Cafferata, A. (2020). Financial bubbles: a study of co-explosivity in the cryptocurrency market. *Risks*, 8(2), 34.
- Al Guindy, M. (2021). Cryptocurrency price volatility and investor attention. *International Review of Economics & Finance*, 76, 556-570.
- Amirzadeh, R., Thiruvady, D., Nazari, A. et Ee, M. S. (2024). Dynamic evolution of causal relationships among cryptocurrencies: an analysis via Bayesian networks. *Knowledge and Information Systems*, 1-16.
- Anamika, Chakraborty, M. et Subramaniam, S. (2023). Does sentiment impact cryptocurrency? *Journal of Behavioral Finance*, 24(2), 202-218.
- Balcilar, M. et Ozdemir, H. (2023). On the Risk Spillover from Bitcoin to Altcoins: The Fear of Missing Out and Pump-and-Dump Scheme Effects. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(1), 41.
- Baur, D. G. et Dimpfl, T. (2021). The volatility of Bitcoin and its role as a medium of exchange and a store of value. *Empirical Economics*, 61(5), 2663-2683.
- Baur, D. G., Hong, K. et Lee, A. D. (2018). Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets? *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 54, 177-189.
- Ben Omrane, W., Guesmi, K., Qianru, Q. et Saadi, S. (2021). The high-frequency impact of macroeconomic news on jumps and co-jumps in the cryptocurrency markets. *Annals of Operations Research*, 1-33.
- Bourghelle, D., Jawadi, F. et Rozin, P. (2022). Do collective emotions drive bitcoin volatility? A triple regime-switching vector approach. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 196, 294-306.
- Bouri, E., Shahzad, S. J. H. et Roubaud, D. (2019). Co-explosivity in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters*, 29, 178-183.

- Buford, J., Yu, H. et Lua, E. K. (2009). *P2P networking and applications*. Morgan Kaufmann.
- Buterin, V. (2014). A next-generation smart contract and decentralized application platform. *white paper*, 3(37), 2-1.
- Cagli, E. C. (2019). Explosive behavior in the prices of Bitcoin and altcoins. *Finance Research Letters*, 29, 398-403.
- Champagne, P. (2014). The book of Satoshi: The collected writings of Bitcoin creator Satoshi Nakamoto.
- Chaum, D., Fiat, A. et Naor, M. (1990). Untraceable electronic cash. Dans. *Advances in Cryptology—CRYPTO'88: Proceedings 8*.
- Chen, C. Y.-H. et Hafner, C. M. (2019). Sentiment-induced bubbles in the cryptocurrency market. *Journal of Risk and Financial Management*, 12(2), 53.
- Chen, Y., Phillips, P. C. et Yu, J. (2017). Inference in continuous systems with mildly explosive regressors. *Journal of econometrics*, 201(2), 400-416.
- Ciaian, P. et Rajcaniova, M. (2018). Virtual relationships: Short-and long-run evidence from BitCoin and altcoin markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 52, 173-195.
- Ciaian, P., Rajcaniova, M. et Kancs, d. A. (2016). The economics of BitCoin price formation. *Applied economics*, 48(19), 1799-1815.
- Corbet, S., Larkin, C., Lucey, B. M., Meegan, A. et Yarovaya, L. (2020). The impact of macroeconomic news on Bitcoin returns. *The European Journal of Finance*, 26(14), 1396-1416.
- Davison, P. (2012). The language of internet memes. *The social media reader*, 120-134.
- Demir, E., Simonyan, S., García-Gómez, C.-D. et Lau, C. K. M. (2021). The asymmetric effect of bitcoin on altcoins: evidence from the nonlinear autoregressive distributed lag (NARDL) model. *Finance Research Letters*, 40, 101754.
- Dickey, D. A. et Fuller, W. A. (1981). Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 1057-1072.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets. *Journal of finance*, 25(2), 383-417.

- Fry, J. (2018). Booms, busts and heavy-tails: The story of Bitcoin and cryptocurrency markets? *Economics Letters*, 171, 225-229.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R. et Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The journal of finance*, 48(5), 1779-1801.
- [Record #56 is using a reference type undefined in this output style.]
- Granger, C. W. (1988). Some recent development in a concept of causality. *Journal of econometrics*, 39(1-2), 199-211.
- Gurdgiev, C. et O'Loughlin, D. (2020). Herding and anchoring in cryptocurrency markets: Investor reaction to fear and uncertainty. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 25, 100271.
- Hjalmarsson, E. et Österholm, P. (2007). Testing for cointegration using the Johansen methodology when variables are near-integrated.
- Ho, K.-H., Chiu, W.-H. et Li, C. (2020). Characterizing the Cryptocurrency Market During Crisis. Dans. *Computational Data and Social Networks: 9th International Conference, CSoNet 2020, Dallas, TX, USA, December 11–13, 2020, Proceedings* 9.
- Johansen, S. (1988). Statistical analysis of cointegration vectors. *Journal of economic dynamics and control*, 12(2-3), 231-254.
- Katsiampa, P., Yarovaya, L. et Zięba, D. (2022). High-frequency connectedness between Bitcoin and other top-traded crypto assets during the COVID-19 crisis. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 79, 101578.
- Keilbar, G. et Zhang, Y. (2021). On cointegration and cryptocurrency dynamics. *Digital Finance*, 3, 1-23.
- Kim, K., Lee, S.-Y. T. et Assar, S. (2022). The dynamics of cryptocurrency market behavior: sentiment analysis using Markov chains. *Industrial Management & Data Systems*, 122(2), 365-395.
- Kim, M. J., Canh, N. P. et Park, S. Y. (2021). Causal relationship among cryptocurrencies: A conditional quantile approach. *Finance Research Letters*, 42, 101879.
- Küfeoglu, S. et Özkuran, M. (2019). Energy consumption of bitcoin mining.

- Kumari, J. et Mahakud, J. (2015). Does investor sentiment predict the asset volatility? Evidence from emerging stock market India. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 8, 25-39.
- Kyriazis, N., Papadamou, S., Tzeremes, P. et Corbet, S. (2023). Can cryptocurrencies provide a viable hedging mechanism for benchmark index investors? *Research in International Business and Finance*, 64, 101832.
- Lashkari, B. et Musilek, P. (2021). A comprehensive review of blockchain consensus mechanisms. *IEEE Access*, 9, 43620-43652.
- Li, Y., Lucey, B. et Urquhart, A. (2023). Can altcoins act as hedges or safe-havens for Bitcoin? *Finance Research Letters*, 52, 103360.
- Mohsin, M., Naseem, S., Ivaşcu, L., Cioca, L.-I., Sarfraz, M. et Stănică, N. C. (2021). Gauging the effect of investor sentiment on Cryptocurrency market: an analysis of Bitcoin currency. *Romanian Journal of Economic Forecasting*, 24(4), 87.
- Mukherjee, P. et Pradhan, C. (2021). Blockchain 1.0 to blockchain 4.0—The evolutionary transformation of blockchain technology. Dans *Blockchain technology: applications and challenges* (p. 29-49). Springer.
- Mullan, P. C. et Mullan, P. C. (2016). E-gold. *A History of Digital Currency in the United States: New Technology in an Unregulated Market*, 19-86.
- Naeem, M. A., Mbarki, I. et Shahzad, S. J. H. (2021). Predictive role of online investor sentiment for cryptocurrency market: Evidence from happiness and fears. *International Review of Economics & Finance*, 73, 496-514.
- Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. *Decentralized business review*.
- Nani, A. (2022). The doge worth 88 billion dollars: A case study of Dogecoin. *Convergence*, 28(6), 1719-1736.
- Onatski, A. et Wang, C. (2018). Alternative asymptotics for cointegration tests in large vars. *Econometrica*, 86(4), 1465-1478.
- Pesaran, M. H. et Shin, Y. (1996). Cointegration and speed of convergence to equilibrium. *Journal of econometrics*, 71(1-2), 117-143.
- Pesaran, M. H., Shin, Y. et Smith, R. J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. *Journal of applied econometrics*, 16(3), 289-326.

- Rao, S. (2021). Mt. Gox–The fall of a giant. *Understanding cryptocurrency fraud: The challenges and headwinds to regulate digital currencies*, 2, 71.
- Reis, P. M. N. et Pinho, C. (2020). A new European investor sentiment index (EURsent) and its return and volatility predictability. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 27, 100373.
- Schinckus, C., Duy, D. P. T. et Canh, N. P. (2021). Interdependences between cryptocurrencies: A network analysis from 2013 to 2018. *Journal of Interdisciplinary Economics*, 33(2), 190-199.
- Schwartz, D., Youngs, N. et Britto, A. (2014). The ripple protocol consensus algorithm. *Ripple Labs Inc White Paper*, 5(8), 151.
- Sebastião, H. et Godinho, P. (2021). Forecasting and trading cryptocurrencies with machine learning under changing market conditions. *Financial Innovation*, 7, 1-30.
- Shamsi, S., Haque, M. M., Kumar, S., Ahmed, J. et Badar, M. S. (2021). Blockchain: Concept and Emergence. *Blockchain Applications for Secure IoT Frameworks: Technologies Shaping the Future*, 1, 85.
- Sheth, H. et Dattani, J. (2019). Overview of blockchain technology. *Asian Journal For Convergence In Technology (AJCT) ISSN-2350-1146*.
- Smales, L. A. (2015). Asymmetric volatility response to news sentiment in gold futures. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 34, 161-172.
- Smales, L. A. (2022). Investor attention in cryptocurrency markets. *International Review of Financial Analysis*, 79, 101972.
- Stern, D. I. (2011). From correlation to Granger causality. *Crawford School Research Paper*, (13).
- Szabo, N. (2005). Bit gold. *Recuperado de <https://nakamotoinstitute.org/bit-gold/TVerpágina>*, 251-260.
- Tohidi, M. (2022). Market Sentiment and Stock Market Volatility: Evidence from Tehran Stock Exchange. *Interdisciplinary Journal of Management Studies (Formerly known as Iranian Journal of Management Studies)*, 15(4), 701-720.
- Vo, A.-D., Nguyen, Q.-P. et Ock, C.-Y. (2019). Sentiment analysis of news for effective cryptocurrency price prediction. *International Journal of Knowledge Engineering*, 5(2), 47-52.

- White, H. (1980). A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 817-838.
- Zakoian, J.-M. (1994). Threshold heteroskedastic models. *Journal of economic dynamics and control*, 18(5), 931-955.
- Zhou, G. (2018). Measuring investor sentiment. *Annual Review of Financial Economics*, 10(1), 239-259.
- Zhu, P., Zhang, X., Wu, Y., Zheng, H. et Zhang, Y. (2021). Investor attention and cryptocurrency: Evidence from the Bitcoin market. *PLoS One*, 16(2), e0246331.